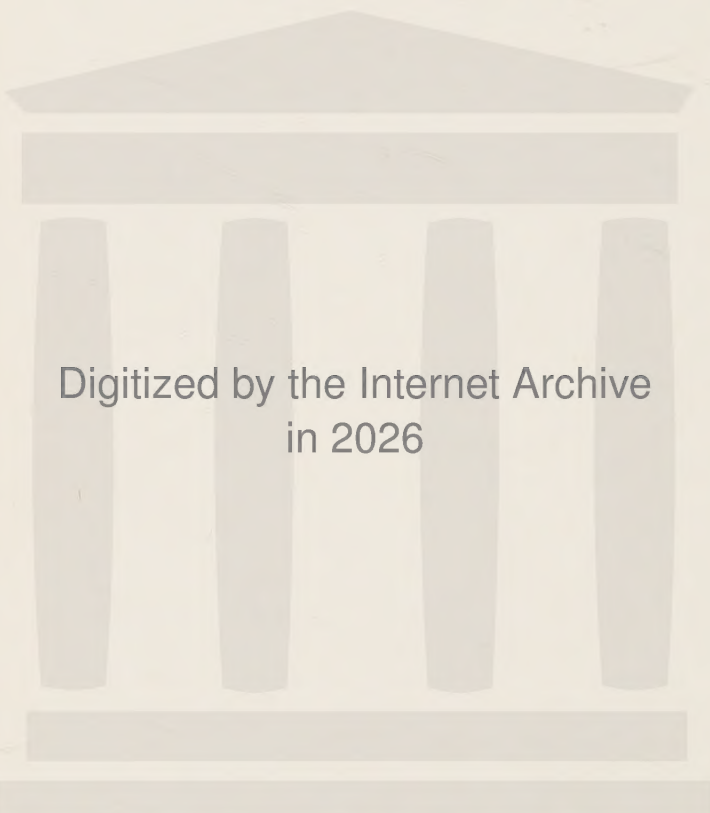


Wolfgang Schawe

Analyse und Prognose
des Konsumentenverhaltens
auf der Basis
ausgewählter stochastischer Modellansätze

1979



Digitized by the Internet Archive
in 2026

https://archive.org/details/IA41552206_0007

Analyse und Prognose
des Konsumentenverhaltens
auf der Basis
ausgewählter stochastischer Modellansätze

Inauguraldissertation
zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Wirtschaftswissenschaften
durch den
Fachbereich Wirtschafts- und Sozialwissenschaften
der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster

vorgelegt von
Dipl.-Kfm. Wolfgang Schawe
aus Osnabrück
1979



Erster Berichterstatter : Prof. Dr. J. Bley Müller
Zweiter Berichterstatter : Prof. Dr. H. Gülicher
Dekan : Prof. Dr. H. Wagner
Tag der mündlichen Prüfung : 31. Januar 1979

INHALTSVERZEICHNIS

	Seite
VERZEICHNIS DER ABBILDUNGEN.....	V
VERZEICHNIS DER TABELLEN.....	VI
VERZEICHNIS DER WICHTIGSTEN SYMBOLE.....	VII
VERZEICHNIS DER ABKÜRZUNGEN.....	XII
 1 EINFÜHRUNG.....	 1
1.1 Die Analyse und Prognose des Konsumentenverhaltens als Voraussetzung einer marktorientierten Absatzpolitik.....	1
1.2 Zielsetzung und Gang der Untersuchung.....	8
 2 DIE KAUFENTSCHEIDUNG ALS STOCHASTISCHES MODELL..	 11
2.1 Die stochastischen Elemente individuellen Kaufverhaltens.....	12
2.2 Das individuelle stochastische Prozeßmodell..	17
2.3 Die Aggregation von Mikroprozeßmodellen.....	23
2.4 Die Dimensionen stochastischer Prozeßmodelle	28
 3 DIE STOCHASTISCHEN MARKENWAHLPROZESSE.....	 35
3.1 Die mathematisch-statistische Formulierung..	35
3.2 Die wahrscheinlichkeitstheoretischen Aspekte	40
3.3 Die verhaltenstheoretischen Erklärungsansätze.....	45
 4 MODELLE DER MARKENWAHLENTSCHEIDUNG.....	 51
4.1 Das zero-order-Modell.....	53
4.1.1 Das mathematisch-statistische Grundmodell.....	53
4.1.2 Die marktdiagnostischen Aussagemöglichkeiten.....	57
4.1.3 Spezielle Markenwechselkaufbetrachtungen.....	67

	Seite
4.2 Die Markovkette.....	77
4.2.1 Die Übergangsmatrix 1. Ordnung - ein Instrument zur Strukturierung der Kon- kurrenzbeziehungen.....	77
4.2.2 Die Prognose von Marktanteilen.....	84
4.2.3 Der Konvergenzzustand - Kennzeichen eines Marktgleichgewichtes.....	95
4.2.4 Die Markenwechselaktivitäten im Kon- vergenzzustand.....	107
4.2.5 Exkurs: Die Übergangsmatrix höherer Ordnung.....	111
4.3 Das Lineare Lernmodell.....	114
4.3.1 Die mikroanalytische Modellstruktur...	114
4.3.2 Die Prognose der mittleren Kaufwahr- scheinlichkeiten.....	129
4.3.3 Die Parameterschätzung.....	139
4.3.4 Die Modifikationen des Grundmodells...	156
5 ANWENDUNGSORIENTIERTE PROBLEME DER MARKENWAHL- MODELLE	163
5.1 Die Probleme der Modellwahl.....	163
5.1.1 Die Anpassungsgüte als Beurteilungs- kriterium.....	163
5.1.2 Die Wirkungsweise von Kaufverhaltens- effekten.....	169
5.2 Die Modellprämissen.....	181
5.2.1 Die Zeit- und Mengenkonstanz der Ein- kaufsrhythmen.....	182
5.2.2 Die Modellstationarität.....	191
5.2.3 Die eindimensionale Markenwahlperspek- tive.....	210
5.3 Möglichkeiten der Zurechnung der Einflußnah- me von Marketinginstrumenten.....	223
5.3.1 Der regressionsanalytische Markovan- satz.....	225
5.3.2 Ein spezieller Lernansatz.....	231
6 SCHLUSSBETRACHTUNG.....	241
LITERATURVERZEICHNIS.....	246

VERZEICHNIS DER ABBILDUNGEN

	Seite
Abb. 2.1: Konstruktionsprinzip des Kaufentscheidungsprozesses als latent wirkender stochastischer Prozeß.....	20
Abb. 2.2: Schematische Darstellung des komplexen Kaufverhaltens.....	30
Abb. 3.1: Graphische Darstellung von drei Prozeßrealisationen.....	38
Abb. 4.1: Markentreue als Kontinuum.....	62
Abb. 4.2: Entropie-Markentreue als Kontinuum.....	66
Abb. 4.3: Marktanteilsentwicklung für $\hat{P}$ bei unterschiedlichen Anfangsverteilungen....	96
Abb. 4.4: Relative Fehlerentwicklung von Markovprognosen bei Aggregation von zwei Marktsegmenten.....	105
Abb. 4.5: Relative Fehlerentwicklung von Markovprognosen bei Aggregation zweier Marktsegmente und systematischer Variation eines Anfangsvektors.....	106
Abb. 4.6: Graphische Darstellung des Linearen Lernmodells.....	117
Abb. 4.7: Lern- und Vergessenskurven des Linearen Lernmodells.....	124
Abb. 4.8: Approximation von Lernkurven durch die Exponentialfunktion.....	127
Abb. 4.9: Baumdiagramm zur Bestimmung individueller Sequenzwahrscheinlichkeiten $\pi_{ij,p}(0)$	143
Abb. 4.10: Betaverteilung bei verschiedenen Parameterkonstellationen von a und b	147
Abb. 5.1: Betaverteilung mit $a = 0,0765$ und $b = 0,1217$	166
Abb. 5.2: Eigenwertanalyse der McCONNELL-Markewahldaten.....	202
Abb. 5.3: Entwicklung des Markenwahlsuchverhaltens beim McCONNELL-Markewahlexperiment.....	202

VERZEICHNIS DER TABELLEN

	Seite
Tab. 4.1: Individuelle multinomialverteilte Kaufwahrscheinlichkeiten p_i	63
Tab. 4.2: Das Markenwechselkaufverhalten bei unterschiedlichen Hendry-Konstanten.....	73
Tab. 4.3: Das Markenwechselkaufverhalten bei Variation des Marktanteilsvektors im Hendry-Modell.....	73
Tab. 4.4: Beispiel einer Markenbewegungsmatrix....	79
Tab. 4.5: Marktanteilsprognose auf der Grundlage einer stationären, homogenen Markovkette 1. Ordnung.....	85
Tab. 4.6: Prognose der absoluten Verteilung der Nachfrager auf der Grundlage einer stationären, homogenen Markovkette 1. Ordnung.....	85
Tab. 4.7: MARKOVsche, segmentspezifische Teilprognosen zur Kaufperiode $t = 2$	92
Tab. 4.8: Wechselwahrscheinlichkeiten p_w des Entropie-Hendry-Modells bei gleichen Konvergenzmarktanteilen aller Konkurrenz-erzeugnisse.....	110
Tab. 4.9: Anzahl der zu schätzenden Parameter des Linearen Lernmodells sowie der verbleibenden Freiheitsgrade bei unterschiedlichen Kaufsequenzen.....	146
Tab. 4.10: Parameterschätzung des Linearen Lernmodells von WIERENGA.....	152
Tab. 4.11: Möglichkeiten der Transformation von Kaufwahrscheinlichkeiten im ξ -Lernmodell	158

VERZEICHNIS DER WICHTIGSTEN SYMBOLE

a_{d}^{ij}	Regressionskoeffizient der Marketingvariablen d für die Konkurrenzbeziehungen von Marke i und Marke j ($d = 1, 2, \dots, r$)
a	Parameter der Betaverteilung
α	Parameter des Linearen Lernmodells
b	Index für die Einkaufsstätten ($b = 1, 2, \dots, z$)
b	Parameter der Betaverteilung
β	Parameter des Linearen Lernmodells
C	Zufallsvariable "Preisbewußtsein"
$C(t)$	Kaufneigungsänderungsmatrix der Periode t
c	Ausprägung von C
D	Distributionsgrad
d	Preisdifferenz von Marke 1 und Marke 0
δ	Parameter des Linearen Lernmodells
e	Anzahl der zu schätzenden Parameter beim Linearen Lernmodell
F	Fehlermatrix
F_S	Schätzfehlermatrix
F_V	Varianz-Kovarianzmatrix
F_j	erwarteter quadratischer Prognosefehler der Marke j
FG	Freiheitsgrade
$\vec{f}(t)$	Fehlervektor der Periode t
$f(C)$	Wahrscheinlichkeitsverteilung für das Preisbewußtsein C
$f(p(0))$	Wahrscheinlichkeitsverteilung der anfänglichen Kaufneigungsheterogenität
$f(p(t)/p(0))$	bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung der Kaufneigungsheterogenität für Periode t

p_u	untere Kaufneigungsgrenze beim Linearen Lernmodell
p_w	Markenwechselwahrscheinlichkeit im Hendry-Modell
p_{wi}	Wahrscheinlichkeit, bei der kommenden Kaufgelegenheit von der Marke i zu einem Konkurrenzprodukt zu wechseln
$p^{(1)}(t)$	durch den Kaufoperator Q_1 transformierte Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 für Periode t
$p^{(0)}(t)$	durch den Ablehnungsoperator Q_2 transformierte Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 für Periode t
$\Pi_h(\theta)$	Eintrittswahrscheinlichkeit der Kaufgeschichte h als Funktion des e -dimensionalen Parametervektors θ ($h = 1, 2, \dots, 2^{t^*}$)
$\Pi_{ij,p(0)}$	individuelle Sequenzwahrscheinlichkeit für die Kaufsequenz (i,j) bei einer anfänglichen Kaufwahrscheinlichkeit von $p(0)$
Π_{ij}	relative Modellhäufigkeit für die Kaufsequenz (i,j)
ρ	Überschreitungswahrscheinlichkeit
Q_1	Kaufoperator des Linearen Lernmodells
Q_2	Ablehnungsoperator des Linearen Lernmodells
$q_g(t)$	Ladenwahlwahrscheinlichkeit für die Einkaufsstätte g in Periode t
r	Anzahl der Käufe von Marke 1 in der Kaufgeschichte der Länge t^*
S	Zustandsraum eines stochastischen Prozesses
s	Anzahl unabhängiger Markenkäufe
T	Parameterraum eines stochastischen Prozesses
t	Zeitparameter
t^*	Länge der Kaufgeschichte
U_i	Zufallsvariable für die Zahl der Konsumenten, die in t^* Kaufperioden die Marke i erwerben

u	Umfang des Marktsegmentes I am Gesamtmarkt
V	Verkaufsförderungsmaßnahme
v	Anteil der Konsumenten, die im Marktsegment I in Periode 0 die Marke 0 kaufen
ϕ	Entropie
$\phi(d(t))$	Wert einer Preisreaktionsfunktion der Periode t
VK	Vergessenskurve
W_w	Markenwechselkonstante im Hendry-Modell
W_i	Markenwechselkonstante der Marke i im Hendry-Modell
w	Anteil der Konsumenten, die im Marktsegment II in Periode 0 die Marke 0 kaufen
X	Zufallsvariable "Markenwahlentscheidung"
χ^2	Chi-Quadrat-Prüfgröße
ϑ	Parameter des Linearen Lernmodells
ω	Kaufgeschichte
Ω	Stichprobenraum

VERZEICHNIS DER ABKÜRZUNGEN

AoMS	Annals of Mathematical Statistics
AS	Applied Statistics
BS	Behavioral Science
EJoM	European Journal of Marketing
HBR	Harvard Business Review
JASA	Journal of the American Statistical Association
JoAR	Journal of Advertising Research
JoB	Journal of Business
JoBA	Journal of Business Administration
JoCR	Journal of Consumer Research
JoFE	Journal of Farm Economics
JoIE	Journal of Industrial Economics
JoM	Journal of Marketing
JoMR	Journal of Marketing Research
JoMRS	Journal of the Market Research Society
JoPE	Journal of Political Economy
JoR	Journal of Retailing
JoRSS	Journal of the Royal Statistical Society
MP	Mathematical Programming
MS	Management Science
OR	Operations Research
PR	Psychological Review
RoEaS	Review of Economics and Statistics
STA	Stochastic Processes and their Applications
WiSt	Wirtschaftswissenschaftliches Studium Zeitschrift für Ausbildung und Hochschulkontakt
ZfB	Zeitschrift für Betriebswirtschaft
ZfbF	Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung
ZfgSt	Zeitschrift für die gesamte Staatswissenschaft

1 EINFÜHRUNG

1.1 DIE ANALYSE UND PROGNOSE DES KONSUMENTENVERHALTENS ALS VORAUSSETZUNG EINER MARKTORIENTIERTEN ABSATZPOLITIK

Die meisten Konsumgüterhersteller produzieren heute für eine anspruchsvolle, anonyme Massennachfrage mit einer differenzierten Bedürfnisstruktur. Zunehmende Marktsättigungserscheinungen haben zu einer wesentlichen Verschärfung der Wettbewerbssituation geführt. Dieser Entwicklung steht auf der anderen Seite eine erweiterte Kaufkraft der Nachfrager gegenüber, die damit mehr als je zuvor durch ihre Kaufentscheidungen das absatzwirtschaftliche Verhalten der Hersteller "belohnen" oder "bestrafen" können ¹. Das Käuferverhalten ist deshalb Ausgangspunkt aller Überlegungen im Rahmen einer bewußten Absatz- und Kundenorientierung der Unternehmensbereiche ². Optimale Marketingentscheidungen können aber nur getroffen werden, wenn es gelingt, Bedürfnisse und Wünsche der Konsumenten zu erfassen, sowie ihr Verhalten zu erklären und zu prognostizieren.

Im Marketingbereich sind während der letzten anderthalb Jahrzehnte als Folge einer verstärkt analytisch-modellorientierten Betrachtungsweise zahlreiche Kaufverhaltensmodelle entwickelt worden. Diese Ansätze, die "vereinfachte" Abbilder des realen Kaufentscheidungsprozesses darstellen, gewinnen vor allem bei der Analyse der Wirksamkeit von Marketingvariablen entscheidende Bedeutung ³. Die Modelle haben verhaltenswissenschaftlich abgesicherte Hypothesen über das kaufre-

1 Vgl. MEFFERT, H., Modelle des Käuferverhaltens und ihr Aussagewert für das Marketing, ZfgSt, 127 (1971), S. 327.

2 Vgl. derselbe, Marketing. Einführung in die Absatzpolitik, Wiesbaden 1977, S. 103.

3 Vgl. derselbe, Die Einkaufsstättenwahl als Problem der verhaltenswissenschaftlichen Marketingtheorie. Einführung in den Problembereich der Untersuchung: "Einkaufsstättenwahl und Firmentreue der Konsumenten" von M. HEINEMANN, Bd. 7 der Schriftenreihe "Unternehmensführung und Marketing", Hrsg. H. MEFFERT, Wiesbaden 1976, S. 17.

levante Verhalten der Konsumenten zu liefern und schaffen somit die Grundlage für eine praktisch-normative Marketingpolitik¹.

Die hierfür notwendige Datenbasis ist auch heute noch am ehesten bei Konsumgütern des täglichen Bedarfs vorzufinden. Bedenkt man, daß sehr viele Unternehmen in dieser Konsumgütersparte über Paneldaten verfügen, lassen sich gerade in diesem Bereich Datenbanken des erforderlichen Umfangs aufbauen, um Kaufverhaltensmodelle zu validieren. So basieren die beiden bekanntesten Konsumentenpanels, das ATTWOOD-Random-Panel und das GfK-Panel, auf einer Stichprobe von 4000 bzw. 5000 Haushalten, die wöchentlich über ihre getätigten Einkäufe im Konsumgüterbereich des täglichen Bedarfs berichten². Neben demographischen Merkmalen wie Haushaltseinkommen, Haushaltsgröße, Zahl der Kinder usw. werden folgende Einzelinformationen ermittelt³:

1. Produktgruppe,
2. Tag des Einkaufs,
3. Markenname,
4. Produkt- und Verpackungsangaben,
5. Einkaufsmenge in Packungs- oder Gewichtseinheit,
6. Bezahlter Preis und Preisermäßigung,
7. Einkaufsstätte,
8. Angaben über Veränderungen im Haushalt während des Berichtszeitraumes.

Paneldaten vermitteln damit eine Fülle zeitraumbezogener

1 Vgl. MEFFERT, H., Die Einkaufsstättenwahl als Problem..., a.a.O., S. 17.

2 Vgl. LOH, D., Die Bedeutung der Marktforschung im Marketing, in: Marketing und Unternehmensführung, Bd. 14 der "Schriften zur Unternehmensführung", Hrsg. H. JACOB, Wiesbaden 1971, S. 69. Der Aufbau der Haushaltspanels in anderen Ländern ist im Prinzip gleich. Vgl. z.B. zur Struktur des in den USA bekannten "National Consumer Panel" (NCP) der Market Research Corporation of America" (MRCA), Chicago, die Ausführungen von WACK, P., Eine Theorie des Einkaufsverhaltens, Heft 18 der Schriftenreihe "Vertriebswirtschaftliche Abhandlungen", Hrsg. O.R. SCHNUTENHAUS und P. HAMMANN, Berlin 1975, S. 57.

3 Vgl. MEYER, P.W., Methodische Probleme der Panelforschung, in: Handbuch der Marktforschung, Hrsg. C. BEHRENS, Wiesbaden 1974, S. 434.

Informationen über das Kaufverhalten der Konsumenten. Dieses Datenmaterial zählt darüber hinaus zu den verlässlichsten im sozialwissenschaftlichen Bereich ¹.

Beim Einkaufen von Konsumgütern des täglichen Bedarfs steht ein Konsument meistens nicht vor der Frage, ob er z.B. statt Kaffee das Substitutionsprodukt Tee kaufen soll. Sind die Kaffeevorräte erschöpft, stellt sich in erster Linie das Entscheidungsproblem, die Pfund- oder Halbpfundpackung einer Marke aus dem Angebot konkurrierender Erzeugnisse der Produktart Kaffee auszusuchen. Forscht man nach den Gründen, warum der Konsument beim Einkauf heute die Marke A wählt, während er sich noch eine Woche vorher für das Konkurrenzprodukt B entschied, wird ein komplexes Bündel von Einflußfaktoren erkennbar. Die bislang gesammelten Informationen über Kaufalternativen und deren geschmackliche Beurteilung als faktische Entscheidungsprämissen, Motive und Präferenzen, Normen und Werturteile der Umwelt beeinflussen letztlich ebenso die jeweilige Kaufentscheidung wie der Preis einer Marke oder die wahrgenommene Preis-Qualitätsrelation.

Der Kaufentscheidungsprozeß ist in seiner Gesamtheit somit ökonomisch, soziologisch und psychologisch determiniert ². Seine Einflußfaktoren lassen sich letztlich als endogene und exogene Größen klassifizieren, die sich einerseits aus der Person des Käufers ergeben und andererseits von außen auf ihn zukommen. Unter endogenen Einflußfaktoren sind demographische Charakteristika und Persönlichkeitsmerkmale zu verstehen. Exogene Einflußfaktoren stellen sämtliche kaufentscheidenden Eindrücke der Umwelt dar, die teilweise direkt von Unternehmen in Gestalt absatzpolitischer Maßnahmen teilweise über infor-

1 Vgl. PARFITT, J.H., Panel Research, in: Consumer Research Handbook, Hrsg. R.W. WORCESTER, London/New York 1972, S. 155 f sowie EHRENBURG, A.S.C., Repeat Buying: Theory and Applications, Amsterdam/London 1972, S. 9. Einen Überblick über allgemeine Panelprobleme wie Paneleffekt, Panelsterblichkeit und Struktur der Panelverweigerer vermittelt WACK, P., Eine Theorie..., a.a.O., S. 58 ff.

2 Vgl. im einzelnen MEFFERT, H., Marketing, a.a.O., S. 110 ff.

melle Kanäle wie z.B. in Form der Mund-zu-Mund-Werbung ¹ an den Käufer herangetragen werden. Diese Faktoren sind als Input des Entscheidungsprozesses zu betrachten, dem als Output die tatsächlich realisierte Kaufhandlung gegenübersteht.

Folgt man den Typologien des Käuferverhaltens, die primär fast alle auf die Informationsgewinnungs- und -verarbeitungsaktivitäten des Konsumenten abstellen, ist eine Kaufhandlung als "echte" Entscheidung zu charakterisieren oder durch habituelles sowie impulsives Entscheidungsverhalten gekennzeichnet. Diesem Vorschlag von KATONA folgt die Literatur weitgehend ², auch wenn teilweise andere Begriffe verwendet werden und vielfach geringfügige Änderungen der Begriffsintension und -extension festzustellen sind ³. Ergänzt wurde diese KATONA-Typologie in erster Linie durch die Charakterisierung sozial abhängigen Verhaltens, da sich der Konsument bei seinen Kaufentscheidungen auch von Normen seiner Umwelt leiten läßt ⁴.

"Echte" Entscheidungen sind das Ergebnis eines Problemlösungsprozesses, bei dem eine bewußte Wahrnehmung und Bewertung von Kaufalternativen vorgenommen wird. Beim habituellen Kaufverhalten löst der Konsument das Entscheidungsproblem nach einem aus Erfahrung gebildeten kognitiven "Programm". Anstelle einer bewußten Auswahl und Bewertung von Alternativen rufen hier bestimmte Stimuli vorprogrammierte bzw. erlernte Reaktionen hervor. Der Konsument entscheidet somit routine- oder gewohnheitsmäßig. Ein Impulskauf ist demgegenüber das Ergebnis eines au-

1 Vgl. zur Bedeutung dieses Phänomens für die Kaufentscheidung, SCHERRER, A.P., Das Phänomen der Mund-zu-Mund Werbung und seine Bedeutung für das Konsumentenverhalten, Diss., Freiburg 1975, S. 150 ff.

2 Vgl. KATONA, G., Die Macht des Verbrauchers, Düsseldorf/Wien 1962, S. 195; vgl. hierzu auch KROEBER-RIEL, Konsumentenverhalten, München 1975, S. 178 ff.

3 Vgl. SCHULTZ, R., Prozeßmodelle komplexer Kaufentscheidungen des Konsumenten und ihr Aussagewert für das Marketing. Diss., Münster 1971, S. 18 f.

4 Vgl. z.B. HÄNDEL, W., Die Rationalität als Kriterium des Verhaltens, in: Mitteilung des Instituts für Handelsforschung an der Universität zu Köln, April 1969, S. 49 f.

genblicklichen Entschlusses als unmittelbare Reaktion auf die Wahrnehmung von Stimuli.

Da das Einkaufsverhalten bei Produkten des täglichen Bedarfs infolge relativ kurzer Einkaufszyklen durch häufige Wiederholungskäufe innerhalb dergleichen Produktart gekennzeichnet ist, wird eine Kaufentscheidung vornehmlich routinemäßig und impulsiv¹ gefällt. Selbst beim Kauf einer neu eingeführten Marke, mit dem im Prinzip neue Bewertungsvorgänge verbunden sind, kommt es vielfach wegen der allgemein geringwertigen Kaufobjekte des täglichen Bedarfs zu keinem echten Problemlösungsprozeß im eigentlichen Sinne. Der Käufer kann hier - bewußt oder unbewußt - das kognitive "Programm" eines bestimmten routinemäßig gekauften Erzeugnisses auf die neue Marke übertragen (Generalisierung²). Denkbar ist ebenfalls, daß ein Nachfrager aufgrund von sozialen Bindungen das "Programm" eines anderen Konsumenten übernimmt. Echte Problemlösungsprozesse sind fast nur bei hochwertigen Gütern zu erwarten, deren Kauf erhebliche Teile des Einkommens bindet.

Dieser verhaltenstheoretische Aspekt der Erfahrungsbildung beim Kauf von Konsumgütern des täglichen Bedarfs wird von stochastischen Markenwahlmodellen erfaßt. Sie beruhen auf einer wahrscheinlichkeitstheoretisch-dynamischen Betrachtungsweise des Einkaufsverhaltens und analysieren und prognostizieren den Kaufentscheid als Ausdruck einer Wahlentscheidung gegenüber den konkurrierenden Marken einer Produktart. Im Rahmen dieser markenorientierten Betrachtungsebene sind das zero-order-Modell, das Markov- und das Lineare Lernmodell drei mathematisch-sta-

1 Vgl. zur allgemeinen Bedeutung impulsiven Kaufverhaltens bei Produkten des täglichen Bedarfs KUHLMANN, E., Impulsives Kaufverhalten. Zur Theorie und Messung ungeplanten Konsumentenverhaltens, Arbeitspapiere des Instituts für Konsum- und Verhaltensforschung, Heft 26, Universität Saarbrücken, Saarbrücken 1974.

2 Vgl. HOWARD, J.A., SHETH, J.N., The Theory of Buyer Behavior, New York 1969, S. 26.

titisch ausgerichtete Kaufverhaltensansätze¹, die hinsichtlich der Berücksichtigung der Verbrauchererfahrung der Konsumenten hierarchisch aufeinander aufbauen.

Zu diesem Problemkreis sind in der englischsprachigen Literatur eine Vielzahl von Einzelbeiträgen erschienen. Im deutschen Sprachraum beschäftigen sich mit diesen stochastischen Markenwahlansätzen vergleichsweise nur wenige Untersuchungen, die sich darüber hinaus meist nur mit den Grundmodellen befassen. Sich in den letzten Jahren abzeichnende Weiterentwicklungen, die die betonte ursprüngliche Skepsis gegenüber einfacheren Prozeßstrukturen wesentlich abzubauen halfen, stehen vielfach abseits jener Diskussion. Das betrifft selbst Fragen der Parameterschätzung. Dieses Problem wurde bislang zumindest beim Linearen Lernansatz fast völlig ausgeklammert.

Stochastische Markenwahlmodelle, vor allem die auf den Grundmodellen aufbauenden, komplexeren Prozeßformulierungen, verarbeiten Paneldaten in einem Ausmaß, wie kaum ein anderer quantifizierbarer bzw. parametrisierbarer Modellansatz des Käuferverhaltens². Die Vielzahl der Einzeldaten werden von den Modellen mit ihren verhaltenstheoretisch interpretierbaren Modellstrukturen zu einer Reihe von Kennzahlen verdichtet. Sie gestatten unmittelbare Rückschlüsse über die Effizienz bereits realisierter Marketingentscheidungen sowie über die möglichen Auswirkungen geplanter absatzpolitischer Maßnahmen. Die Kennziffern

1 Teilweise wurde versucht, den Anwendungsbereich solcher Modelle auf langlebige Produkte durch Verwendung von "Einstellungsdaten" anstelle von "Kaufdaten" zu erweitern. Vgl. die angegebene Literatur bei AAKER, D.A., Using Buyer Behavior Models to Improve Marketing Decisions, JoM, 34 (1970), S. 56. Vgl. zu diesem Problemkreis auch eine Studie, die das Kaufverhalten bei Automobilen anhand eines stochastischen Wahlmodells beschreibt, von RING, L.J., An Application of the Theory of Stochastic Preference to Brand Switching Behavior in the Automobile Market, Working Paper No. 168, Purdue University, Indiana, Juli 1974.

2 Vgl. KRAUTTER, J., Marketing-Entscheidungsmodelle, Bd. 11 der "Schriften zur theoretischen und angewandten Betriebswirtschaftslehre", Hrsg. L. PACK, Wiesbaden 1973, S. 61.

liefern damit ex-post- und ex-ante-Entscheidungshilfen, die man bislang nur ungenügend bei der Auswertung von Paneldaten genutzt hat. Manches spricht dafür, daß Panels im Konsumgüterbereich vielfach lediglich aus rein ökonomischen Überlegungen unterhalten werden, um häufig anfallende ad-hoc-Untersuchungen relativ kostengünstig durchführen zu können ¹.

Angesichts der beträchtlichen Kosten, die jährlich insgesamt für den Ankauf von Paneldaten anfallen, ist es unbefriedigend, daß die Auswertung der Daten zumeist auf die Ermittlung von Marktanteilen, Distributionskennziffern u.ä. beschränkt bleibt ². Das "Warum" etwaiger Marktveränderungen kann aber nicht durch diese Kenngrößen beantwortet werden ³. Damit haben selbst stochastische Grundmodelle der Markenwahl mit ihren verhaltens-theoretisch interpretierbaren Modellstrukturen direkte praktische Bedeutung für eine im wesentlichen "diagnostische" Analyse und Prognose kurzfristiger Kaufverhaltenstendenzen. Ebenso eindeutig zu bejahen ist damit auch die Frage nach der Zweckmäßigkeit der Weiterentwicklung dieser Modelle ⁴.

Mit Verwendung von Paneldaten als Input für stochastische Markenwahlmodelle muß der sich im Haushalt vollziehende Prozeß der interaktiven Abstimmung und Entscheidungsbildung zwangsläufig unberücksichtigt bleiben ⁵. Die Modelle konzentrieren sich lediglich auf den Entscheidungsprozeß des Kaufaktes selbst. Somit spiegeln sich in den getroffenen Markenwahlentscheidungen

1 Vgl. WACK, P., Eine Theorie ..., a.a.O., S. 70.

2 Vgl. die Ergebnisse einer Studie von HARDIN, D.K., JOHNSON, R.M., Patterns of Use of Consumer Purchase Panels, JoMR, 8 (1971), S. 364 ff.

3 Vgl. KRAUTTER, J., Marketing-Entscheidungsmodelle, a.a.O., S. 61.

4 Vgl. ebenda.

5 Vgl. zu diesen Problemen RUHFUS, R., Kaufentscheidungen von Familien. Ansätze zur Analyse des kollektiven Entscheidungsverhaltens im privaten Haushalt, Bd. 7 der Schriftenreihe "Unternehmensführung und Marketing", Hrsg. H. MEFFERT, Wiesbaden 1976.

nicht nur die Einkaufswünsche jenes Haushaltsmitgliedes wider, das den Kauf auch tatsächlich ausführt; die Kaufentscheidung wird ebenso im Hinblick auf die Präferenzen der von dieser Person mitversorgten Familienangehörigen gefällt¹. Diese Interpretation schließt sicherlich von vornherein interessante verhaltenstheoretische Aspekte bei der Markenwahl aus². Eine Unterscheidung - gegebenenfalls in Käufer einerseits und Verbraucher bzw. Verwender andererseits³ - ist aber unter dem Aspekt einer operationalen Datenbeschaffung kaum zu bewerkstelligen.

1.2 ZIELSETZUNG UND GANG DER UNTERSUCHUNG

Die vorliegende Arbeit beabsichtigt, Anwendungs- und Aussagemöglichkeiten des zero-order-Modells, des Markov- und des linearen Lernmodells für eine überwiegend kurzfristige Analyse und Prognose des Kaufverhaltens bei Produkten des täglichen Bedarfs aufzuzeigen. Die verhaltenstheoretische Interpretation der Modellstrukturen sowie die Diskussion der Entscheidungsrelevanz der Modellkennziffern geht von der Untersuchungsperspektive eines Markenartikelherstellers aus, der die Modellparameter anhand von Haushaltspaneldata schätzt.

1 Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle des Kaufentscheidungsprozesses unter besonderer Berücksichtigung des Markenwahlaspektes, Bd. 3 der "Veröffentlichungen der Kommission für Sozial- und Wirtschaftswissenschaften", Hrsg. W. WEBER, Wien 1974, S. 10.

2 Solche sozialen Interdependenzen lassen sich theoretisch ebenfalls mit stochastischen Modellen erfassen; vgl. hierzu ROSENBERG, S., Mathematical Models of Social Behavior, in: Handbook of Social Psychology, Hrsg. G. LINDZEY, E. ARONSON, Reading, Mass., 1968, S. 179 - 244.

3 Vgl. z.B. WISWEDE, G., Motivation und Verbraucherverhalten. Grundlagen der Motivforschung, München/Basel 1965, S. 65. Der Autor unterscheidet zwischen einem ich-bezogenen Verbraucher, der vornehmlich für sich selbst kauft und einem fremd-bezogenen Verbraucher, der auch Käufe für andere tätigt.

Ausgehend von dieser Zielsetzung wird zunächst im zweiten Kapitel die wahrscheinlichkeitstheoretisch-dynamische Betrachtungsweise des Käuferverhaltens begründet. Die Entwicklung eines allgemeinen individuellen, stochastischen Kaufverhaltensprozeßmodells, die Erläuterung der Aggregationstechniken zu einem Makroansatz, der das Marktverhalten beschreibt, erfolgt ebenfalls mit Blickrichtung auf andere Modelltypen. Auf der Grundlage dieser umfassenden Kaufverhaltensbetrachtungen wird die Bedeutung der Markenwahlperspektive für einen Hersteller herausgearbeitet und der Ansatz eines stochastischen Markenwahlprozeßmodells dargestellt.

Die mathematisch-statistischen Grundlagen einer solchen wahrscheinlichkeitstheoretisch-dynamischen Markenwahlbetrachtung werden im dritten Kapitel erörtert. Diesen Ausführungen folgt eine Betrachtung der wahrscheinlichkeitstheoretischen Aspekte und eine verhaltenstheoretische Begründung jener stochastischen Prozeßtypen, die im Rahmen dieser Arbeit behandelt werden.

Im Mittelpunkt des vierten Kapitels stehen Fragen des Aufbaues des zero-order-Modells, des Markovansatzes und des Linearen Lernmodells sowie eine kritische Würdigung der Möglichkeiten einer modellspezifischen Kennzahlenbildung. Die Weiterentwicklungen der Grundmodelle dieses Abschnitts orientieren sich in erster Linie jeweils an den modellspezifischen Kaufverhaltensprämissen. Fragen der Parameterschätzung beim Linearen Lernmodell werden mit besonderer Ausführlichkeit diskutiert, da sich die vorgestellte Schätzmethode, die sogenannte Minimum-Chi-Quadrat-Schätzung, vielfach auch bei den erweiterten Modellformulierungen anderer Markenwahlansätze verwenden läßt.

Das fünfte Kapitel beschäftigt sich mit allgemeinen Anwendungsproblemen der drei betrachteten Modelltypen. Es gilt zu klären, bei welchen Kaufverhaltensausprägungen dem einen oder anderen Modellansatz der Vorzug zu geben ist. Da die Modelle - abgesehen von der unterschiedlichen Berücksichtigung der

Verbrauchererfahrung - das gleiche Kaufverhaltensschema zugrunde legen, ist es notwendig, die damit verbundenen Konsequenzen für die Markenwahlbetrachtungen aufzuzeigen. Das gilt ebenfalls für die Erörterung jener Probleme, die sich infolge der ausschließlichen Betonung der Markenwahlperspektive bei der Interdependenz der Marketingentscheidungen von Hersteller und Handel im Distributionssystem ergeben. Da stochastische Markenwahlmodelle die Kaufverhaltensreaktionen der Konsumenten nur global als Ausdruck aller kaufentscheidenden Einflußfaktoren messen, wird ferner nach Möglichkeiten gesucht, wie sich der Einfluß von Marketingmaßnahmen im Modell direkt erfassen und auswerten läßt. Die relativ kurzen Einkaufszyklen der Konsumenten sind bei der häufigen Variation der absatzpolitischen Maßnahmen an sich als günstige Voraussetzung zu werten, um mit Hilfe solcher variablen Markenwahlmodelle invariante Reaktionsmuster der Endverbraucher aufzuzeigen. Weil das Haushaltspanel lediglich über die Preise der Marken, Preisnachlässe bei Sonderaktionen und über den Distributionsgrad Auskunft gibt, beschränken sich die Ausführungen auf diese Marktinformationen.

2 DIE KAUFENTSCHEIDUNG ALS STOCHASTISCHES PROZESSMODELL

Jeder Versuch, den Kaufentscheidungsprozeß modellmäßig zu erfassen, ist dem Problem ausgesetzt, daß sich der Kaufentscheidungsprozeß im "Inneren" des Konsumenten vollzieht. Was einer unmittelbaren Betrachtung durch Dritte lediglich zugänglich ist, sind einerseits Stimuli, die der Konsument täglich als Input seines Entscheidungsprozesses aufnimmt, sowie andererseits seine Kaufhandlung als Output der Entscheidungsbildung¹. Je nachdem, ob dieser nichtbeobachtbare, mentale Entscheidungsprozeß explizit modelltheoretisch formuliert wird, um Ursache-Wirkungsbeziehungen zu erfassen und zu erklären, unterscheidet man zwischen detail- und globalanalytischen Kaufverhaltensmodellen².

Detailanalytische Modelle sind echte Verhaltensmodelle. Sie versuchen, detaillierte Aussagen über die Einflußfaktoren abzuleiten, die den Zusammenhang zwischen Input und Output des Kaufentscheidungsprozesses bestimmen. In Anlehnung an die übliche verhaltenswissenschaftliche Klassifizierung werden diese Ansätze als Stimulus-Organismus-Reaktions-Modelle (S-O-R-Modelle) bezeichnet; hierbei ist Organismus (O) als Ausdruck aller nichtbeobachtbaren, sogenannten intervenierenden Variablen wie z.B. Motive oder Einstellungen zu interpretieren³.

Globalanalytische Modelle bzw. Stimulus-Reaktions-Modelle (S-R-Modelle) betrachten den Kaufentscheidungsprozeß als

1 Vgl. TOPRITZHOFER, E., Über eine Möglichkeit der Prognose der mittleren Kaufwahrscheinlichkeit in stochastischen Kaufentscheidungsmodellen bei Unkenntnis der Gleichgewichtsverteilung, ZfbF, 24 (1972), S. 301.

2 Vgl. MEFFERT, H. und Mitarbeiter, Die Anwendung mathematischer Modelle im Marketing, in: Marketing und Unternehmensführung, Bd. 14 der "Schriften zur Unternehmensführung", Hrsg. H. JACOB, Wiesbaden 1971, S. 96.

3 Vgl. KROEBER-RIEL, W., Konsumentenverhalten und kognitives Gleichgewicht. Verhaltensorientierte Grundlagen der Absatzprognose, ZfbF, 23 (1971), S. 396.

"Black Box" ¹. Man verzichtet hier auf eine detaillierte Untersuchung psychischer Prozesse und interessiert sich lediglich für globale Beziehungen zwischen Marketingstimuli und beobachtbaren Kaufhandlungen des oder der Konsumenten. Die gegebenenfalls konkret beobachteten Interdependenzen zwischen Input und Output des Kaufentscheidungsprozesses versucht man für die weitere Gestaltung absatzpolitischer Maßnahmen zu nutzen. Diesem Modellierungskonzept folgen in erster Linie die stochastischen Modelle des Käuferverhaltens.

2.1 DIE STOCHASTISCHEN ELEMENTE INDIVIDUELLEN KAUFVERHALTENS

In den Verhaltenswissenschaften hat sich die wahrscheinlichkeitstheoretische Denkweise nur sehr zögernd durchgesetzt. Dem Black-Box-Charakter einer solchen globalanalytischen Betrachtungsweise wird häufig angelastet, das komplexe Einkaufsverhalten nicht erklären zu können, sondern bestenfalls Strukturen empirischer Regelmäßigkeiten aufzudecken ². Die Kritik beruht im wesentlichen auf der grundlegenden Auffassung der Sozialpsychologie, daß individuelles Verhalten prinzipiell verursacht wird und deshalb kausal erklärt werden kann ³. Diese Auffassung suggeriert fast zwangsläufig deterministische Abläufe in der Psyche des Menschen und läßt daher bei der modellmäßigen Formulierung des Entscheidungsprozesses wahrscheinlichkeitstheoretische Elemente außer Betracht. Daraus

1 Vgl. BUZZEL, R.D., Mathematical Models and Marketing Management, Boston 1964, S. 206 ff; vgl. ferner KÜHN, H., Erklärungsmodelle der Käuferverhaltens als Grundlage einer wissenschaftlichen Marktforschung, GFM-Mitteilungen zur Markt- und Absatzforschung, Heft 3 (1969), S. 71.

2 Vgl. STEFFENHAGEN, H., Theorie und Messung der Marktaggregation. Konstruktion und Validierung von Marktreaktionsmodellen, Habil., Münster 1974, S. 26; vgl. ferner KROEBER-RIEL, W., Absatztheorie, verhaltensorientierte, in: Handwörterbuch der Absatzwirtschaft, Hrsg. B. TIETZ, Stuttgart 1974, Sp. 165.

3 Vgl. BASS, F.M., The Theory of Stochastic Preference and Brand Switching, JOMR, 11 (1974), S. 1.

resultiert auch der Zwang, Kaufentscheidungsprozesse bis ins letzte Detail modellieren zu müssen.

In diese Richtung gehen etwa die Arbeiten von ENGEL/BLACKWELL/KOLLAT¹ und HOWARD/SHETH², die in den nach ihnen benannten Strukturmodellen die Black Box mit Hilfe intervenierender Variablen wie Einstellung, Wahrnehmung, Motive u.a. gedanklich in Phasen oder Abschnitte zerlegen, d.h. strukturieren. Diese theoretischen Variablen stützen sich bezüglich ihres Wesens und ihrer Wirkungsweise auf Erkenntnisse der Verhaltenswissenschaften. Sie sind gewissermaßen als gedachte "Zwischenstationen" eines individuellen Entscheidungsprozesses zu betrachten, die bestimmte Marketingstimuli wie z.B. Preis und Qualität einer Marke bis zur Entscheidung "Kauf" oder "Nichtkauf" flußdiagrammähnlich zu durchlaufen haben.

Äußere Stimuli und intervenierende Variable sind bei dieser deterministischen, detailorientierten Betrachtungsweise "Prädiktoren" für den tatsächlich realisierten Einkauf. Werden diese Einflüsse mit Hilfe eines ökonometrischen Modells getestet³, darf man aus der notwendigen Berücksichtigung einer

1 Vgl. ENGEL, J.F., BLACKWELL, R.D., KOLLAT, D.T., Consumer Behavior, New York 1968, S. 19 ff.

2 Vgl. HOWARD, J.A., SHETH, J.N., The Theory..., a.a.O., S. 24 ff.

3 Der Entscheidungsnetzansatz verfolgt genau das umgekehrte Modellierungskonzept. Um zunächst die latenten Einkaufsstrukturen sichtbar zu machen, werden Konsumenten beim Einkaufen gebeten, in Begleitung eines Interviewers alle Gedankengänge laut auszusprechen, die ihnen beim Gang zwischen den Regalen eines Selbstbedienungsgeschäftes und beim Ausuchen der Marken durch den Kopf gehen. Anhand dieser Aufzeichnungen werden sogenannte Kaufprotokolle erstellt, aus denen man Entscheidungskriterien und Entscheidungsregeln eines Konsumenten für den Kaufentscheid abzuleiten versucht. Die hierbei erarbeitete Struktur eines Kaufentscheidungsprozesses läßt sich als Entscheidungsnetz in Form eines gerichteten Graphen darstellen. Allerdings ist das Testsystem dieses Ansatzes noch weitgehend ungelöst. Vgl. BETTMAN, J.R., Information Processing Models of Consumer Behavior, JoMR, 7 (1970), S. 370 ff; HOWARD, J.A., MORGENROTH, W.M., Information Processing Model of Executive Decision, MS, 14 (1968), S. 424 ff.

Störvariablen nicht auf stochastische Elemente im Kaufverhalten schließen. Der Störvariablen fällt entsprechend der deterministischen Modellzusammenhänge lediglich die Aufgabe zu, die meßtechnischen Grenzen dieser Ansätze zu erfassen¹.

Bislang hat man noch in keiner empirischen Kaufverhaltensstudie, die diesem Modellansatz zugrunde liegt, den angemessenen Varianzanteil einer abhängigen Variablen wie der Kaufneigung erklären können; in vielen Fällen ist die erklärte Varianz sogar kaum erkennbar². Die Einschaltung von an sich durchaus plausiblen intervenierenden Variablen erhöht somit keineswegs zwangsläufig den Erklärungsgehalt einer Kaufverhaltensanalyse. Das ist auch insofern nicht überraschend, da viele der verhaltenswissenschaftlichen Hypothesen über die Angabe möglicher relevanter Variablen und deren Einflußrichtung nicht hinauskommen; ihnen muß man mangels hinreichender empirischer Bestätigung noch weitgehend Spekulationscharakter zuschreiben³. Darüber hinaus stellt sich die Frage, inwieweit es überhaupt zweckmäßig ist, den Kaufentscheidungsprozeß beim Kauf von Gütern des täglichen Bedarfs mit Hilfe derart komplexer Ansätze zu beschreiben. Denn bei Bagatelle- oder Gewohnheitskäufen kommt es auf seiten des Käufers häufig von vornherein zu einem Überspringen mancher im Modell vorgesehenen mentalen Phasen⁴.

1 Vgl. BASS, F.M., Unexplained Variance in Studies of Consumer Behavior, in: Control of "Error" in Market Research Data, Hrsg. J.U. FARLEY, J.A. HOWARD, Toronto/London 1975, S. 26. Vgl. zu den definitorischen, meßtechnischen und methodischen Problemen dieser Ansätze TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 20 ff und KOLLAT, D.T., ENGEL, J.F., BLACKWELL, R.D., Current Problems in Consumer Behavior Research, JoMR, 7 (1970), S. 328 f.

2 Vgl. BASS, F.M., The Theory of Stochastic..., a.a.O., S. 1. Ein typisches Beispiel ist der Versuch von FARLEY und RING, das HOWARD/SHETH-Modell empirisch zu testen. Die erklärte Varianz ist bei einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,153$ bzw. 0,088 sehr klein; vgl. FARLEY, J.U., RING, W.L., An Empirical Test of the HOWARD/SHETH-Model of Buyer Behavior, JoMR, 7 (1970), S. 432 ff.

3 Vgl. STEFFENHAGEN, H., Theorie und Messung..., a.a.O., S. 29.

4 Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 32.

Die bislang enttäuschenden empirischen Ergebnisse detailanalytischer Modelle ¹ wertet BASS als strenges Indiz dafür, in welchem Umfang das Kaufverhalten von Zufälligkeiten gesteuert wird ². Selbst wenn man die grundlegende Auffassung der Sozialpsychologie vom prinzipiell verursachten Verhalten uneingeschränkt bejaht, stützt sich in der Regel das Schergewicht einer Erklärung für das jeweilige Verhalten auf eine Vielzahl vor allem situationsbedingter Variablen, die mit einer unvorhersehbaren Häufigkeit auftreten ³. Gerade diesen situationsbedingten Variablen wird in Kaufverhaltensanalysen teilweise nicht der an sich angemessene Stellenwert zugewiesen ⁴. Zufälligkeiten wie etwa in der Form, daß die gewünschte Kaffeemarke in der aufgesuchten Einkaufsstätte nicht mehr vorrätig ist und der Konsument wegen einsetzenden Regens sich für eine "Ersatzmarke" entscheidet, anstatt ein anderes Geschäft aufzusuchen, beeinflussen ohne Zweifel das Kaufverhalten in erheblichem Umfang. Sieht der Konsument subjektiv außerdem nur geringe Qualitätsunterschiede zwischen den konkurrierenden Marken, entfällt sogar das Motiv, eine andere Einkaufsstätte aufzusuchen ⁵.

In gleicher Weise können infolge dauerhaften Konsums einer bestimmten Marke Überdrußerscheinungen auftreten, die den Wunsch nach geschmacklicher Abwechslung wecken und daher eine andere

1 Die verhaltenstheoretischen Aspekte dieser Modelle haben beispielsweise für die Entwicklung von Werbestrategien durchaus Bedeutung. Vgl. hierzu die Ausführungen von NICOSIA, F.M., Brand Choice: Toward Behavioral - Behavioristic Models, Working Paper No. 271, University of California, Berkley, Juni 1969, S. 47 f.

2 Vgl. BASS, F.M., The Theory of Stochastic..., a.a.O., S. 1.

3 Vgl. ebenda, S. 2.

4 Vgl. ROBERTSON, T.S., WARD, S., Toward the Development of Consumer Behavior Theory, in: Dynamic Marketing in a Changing World. Marketing Education and the Real World, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1972, Hrsg. B.W. BECKER, H. BECKER, American Marketing Association, Chicago 1973, S. 63.

5 Vgl. EHRENBURG, A.S.C., Repetitive Advertising and the Consumer, JoAR, 14 (1974), S. 30 f.

Markenwahlentscheidung auslösen. So berichten BASS, PESSEMIER und LEHMANN in einer Studie über alkoholfreie Getränke, daß eben aus Gründen geschmacklicher Abwechslung die Untersuchungspersonen nur zu 55 % die Getränkemarke wählten, der gegenüber die Präferenzen am stärksten ausgebildet waren ¹. Infolge der konstanten Präferenzstruktur im Ablauf des Experimentes sowie der Umsatzanteile der einzelnen Marken und anderer Faktoren, die auf die Markenwahl signifikanten Einfluß hatten, unterstreicht dieses empirische Ergebnis nur die These vom zufalls-gesteuerten Kaufverhalten. Ähnliche Tendenzen schildert eine Studie von LIPSTEIN; der Autor vertritt gleichfalls die Meinung, daß die einer Marke entgegengebrachten Präferenzen in der Regel ausgeprägter sind als die Wiederkauftrate selbst ².

Impulskäufen oder ungeplanten Käufen als unmittelbare Reaktion auf situationsbedingte Stimuli ist bereits von Natur aus Zufallscharakter zuzuschreiben. Denn wann ein Stimulus kaufauslösend wirkt bzw. welcher Art ein kaufauslösender Stimulus ist, läßt sich nur schwer überprüfen. Obwohl in einzelnen Produktgruppen der Anteil der Impulskäufe die 20 %-Grenze bei weitem übersteigt ³, unterliegen die Produkte mit hoher Einkaufshäufigkeit einer geringeren Impulskauftrate als vergleichsweise diejenigen, die weniger gekauft werden ⁴. Ferner ist die Impulskauftrate signifikant davon abhängig, wie ausgedehnt der Einkaufsgang in einem Geschäft gestaltet wird ⁵. Das bedeutet letztlich, daß selbst die Wirkung bzw. Ausstrahlung aller Mar-

1 Vgl. BASS, F.M., PESSEMIER, E.A., LEHMANN, D.R., An Experimental Study of Relationships Between Attitudes, Brand Preference, and Choice, BS, 17 (1972), S. 537; vgl. hierzu auch KRAFT, F.B., GRANBOIS, D.H., SUMMERS, J.O., Brand Evaluation and Brand Choice: A Longitudinal Study, JoMR, 10 (1973), S. 239 f.

2 Vgl. LIPSTEIN, B., A Mathematical Model of Consumer Behavior, JoMR, 2 (1965), S. 264 f.

3 Vgl. KOLLAT, D.T., WILLETT, R.P., Is Impulse Purchasing Really a Useful Concept of Marketing Decisions? JoM, 33 (1969), S. 83.

4 Vgl. dieselben, Customer Impulse Purchase Behavior, JoMR, 4 (1967), S. 26.

5 Vgl. ebenda, S. 25 f.

ketingaktivitäten zufallsbedingt ist. Ob z.B. ein Konsument diesen oder jenen Stimulus aus einem Werbespot im Fernsehen überhaupt empfängt, unterliegt nicht der Kontrolle des werbenden Unternehmens. Seine Kontrolle erstreckt sich lediglich darauf, wie oft und wann ein solcher Spot ausgestrahlt wird.

Trotz aller Anstrengungen wird es letztlich unmöglich sein, den schlüssigen Nachweis dafür zu erbringen, daß das Kaufverhalten entweder grundlegend stochastisch oder grundlegend deterministisch orientiert ist. Auch in Zukunft wird man kaum alle Variablen, die das Kaufverhalten beeinflussen, modelltheoretisch erfassen können ¹. Die Vielzahl der Einzelergebnisse haben außerdem den Nachteil, daß sie teilweise nicht mehr objektiv meßbar, teilweise wegen der "Ökonomie des Denkens" zu vernachlässigen sind ². Empirische Modellansätze sind daher zwangsläufig zumindest teilweise stochastisch, selbst wenn die Theorie, auf die ein Modell aufbaut, deterministischen Ursprungs ist ³.

2.2 DAS INDIVIDUELLE STOCHASTISCHE PROZESSMODELL

Akzeptiert man das stochastische Element im Kaufentscheidungsprozeß, so läßt sich der einzelne Kaufakt als zufälliges Ereignis interpretieren. Der Entscheidungsprozeß wird folglich in seiner Gesamtheit formal als Zufallsmechanismus betrachtet, nach dem wiederholte Kaufhandlungen modelliert werden. Die Verteilung der einzelnen Kaufhandlungen ist dann eine Eigenart der Modellstruktur.

1 Vgl. BASS, F.M., The Theory of Stochastic Preference..., a.a.O., S. 2; vgl. hierzu auch MASSY, W.F., Model Building in Marketing: An Overview, Working Paper No. 162, Graduate School of Business, Stanford University, Juli 1969, S. 13.

2 Vgl. WACK, P., Eine Theorie des Einkaufsverhaltens, a.a.O., S. 13.

3 Vgl. BASS, F.M., The Theory of Stochastic Preference..., a.a.O., S. 1.

Wenn auch mit dieser Betrachtungsweise das Einkaufsverhalten selbst zu einem zufälligen Ereignis wird, heißt das nicht, daß man auf die Kausalität als Erklärungsprinzip für das jeweilige Kaufverhalten verzichtet. Vielmehr ist der Kaufakt das Resultat einer kausalen Abfolge ¹ mehrerer Teilentscheidungen. So kann man im einzelnen nach dem Zeitpunkt differenzieren, zu dem die Vorräte einer Produktart wieder aufgefüllt werden, sowie nach dem Typ der aufgesuchten Einkaufsstätte, der gekauften Marke und Menge. Diese Teilentscheidungen sind ihrem Wesen nach auch keineswegs zufälliger oder gar irrationaler Natur ². Wollte man derartiges behaupten, müßten detailliertere Kenntnisse über das Zustandekommen von Kaufentscheidungen und seiner Determinanten vorliegen, als das bis heute der Fall ist. Gerade diese Unsicherheit hinsichtlich der "wahren" Vorgänge in der Black Box rechtfertigen es, den Kaufentscheidungsprozeß in seiner Gesamtheit als Zufallsmechanismus zu interpretieren - und zwar gewissermaßen als Eingeständnis mangelhafter Kenntnisse darüber, was wirklich in der Black Box vor sich geht ³. Damit werden anstelle von theoretischen Hintergrundvariablen stochastische Formulierungen derselben betrachtet ⁴.

Interpretiert man den Kaufakt, der nach den obigen Ausführungen mit der Wahl der Marke und Kaufmenge seinen Abschluß findet, als ein zufälliges Ereignis, d.h. als Ausprägung der Zufallsvariablen "Kaufentscheidung", wird zunächst nicht nach den Gründen der hiermit manifestierten Entscheidung gefragt. Ein solches Ereignis ist in einfacher Weise meßbar, denn das Maß der Neigung des Eintretens eines zufälligen Ereignisses

1 Vgl. MENGES, G., Grundriß der Statistik, Teil 1: Theorie, Köln/Opladen 1968, S. 28.

2 Vgl. BASS, F.M., An Empirical Analysis of the Theory of Stochastic Preference, Working Paper No. 455, Purdue University, Indiana, April 1974, S. 2.

3 Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 39.

4 Vgl. ebenda.

ist seine Wahrscheinlichkeit ¹. Diese kann als relative Häufigkeit des Auftretens ohne weiteres geschätzt werden. Ihr Verteilungsgesetz ist naturgemäß untrennbar mit dem "Ursachenkomplex" verbunden, der zum Zeitpunkt der beobachteten Käufe vorherrscht. Verändert sich dieser "Ursachenkomplex" als Folge einer Marketingaktion eines marktführenden Anbieters, variiert folglich auch das Verteilungsgesetz. Solche Kaufverhaltensänderungen als Konsequenz auf Variationen im Marketingmix der Anbieter sind bei Produkten des täglichen Bedarfs häufiger zu beobachten, da sich dieser Konsumgüterbereich durch absatzpolitisch besonders aktive Märkte auszeichnet.

Das Einkaufsverhalten der Konsumenten weist typische Verhaltensmuster auf ², obwohl es von einer Vielzahl kontrollierbarer und nichtkontrollierbarer Einzelfaktoren abhängt. So kennzeichnet z.B. die gekaufte Markenfolge (A, A, B, A, A) in einer Produktart mit den Erzeugnissen A, B und C einen weitgehend markentreuen Käufer der Marke A. Hingegen ist die Markenfolge (A, B, C, A) eher als Indiz zu werten, daß der betreffende Konsument über keine ausgeprägte Präferenzhierarchie gegenüber den einzelnen Erzeugnissen verfügt. Solche chronologisch im Zeitablauf geordneten Folgen von realisierten Kaufhandlungen - insbesondere der Wechsel zwischen verschiedenen Einkaufsstätten, einzelnen Marken und Mengeneinheiten - lassen sich in sinnvoller Weise als stochastischer Prozeß interpretieren.

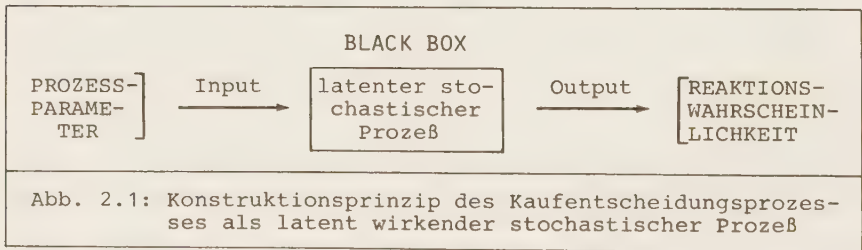
1 Vgl. MENGES, G, Grundriß..., a.a.O., S. 28 ff. Es ist zu beachten, daß man bei einer wahrscheinlichkeitstheoretischen Betrachtung des Kaufverhaltens der Konsumenten nicht mehr das "strenge" Kausalprinzip zugrunde legen kann. Dieses muß definitionsgemäß a-priori vorhanden sein. Die Kaufhandlung läßt sich - wahrscheinlichkeitstheoretisch betrachtet - lediglich a-posteriori, nicht aber a-priori kausal interpretieren. Man kann daher in diesem Zusammenhang nur von einer Erklärung und Beschreibung des Kaufverhaltens sprechen. Anstelle des "strengen" Kausalprinzips gilt hier das sogenannte Ätial- oder Probabilitätsprinzip.

2 Vgl. EHRENBERG, A.S.C., Repeat Buying..., a.a.O., S. 17 ff; LAWRENCE, R.J., Patterns of Buyer Behavior: Time for a New Approach? 6 (1969), S. 137 ff.

tieren. Dieser bildet somit einen zeitablaufbezogenen, wahrscheinlichkeitstheoretisch erfaßbaren Vorgang ab ¹.

Die Wahrscheinlichkeiten, die der latent in der Black Box wirkende stochastische Prozeß als Output erzeugt, werden in Anlehnung an die psychologisch orientierten Stimulus-Reaktions-Modelle als Reaktionswahrscheinlichkeiten bezeichnet. Diese besagen, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Konsument auf Umweltstimuli z.B. durch die Wahl einer bestimmten Einkaufsstätte oder einer speziellen Marke reagiert bzw. wie wahrscheinlich eine solche Kaufhandlung ist. Der individuelle, latent wirkende stochastische Prozeß generiert somit Wahrscheinlichkeiten für eine Kaufhandlung und beschreibt die Veränderungen, denen diese unterliegen ². Die Extrapolation des Prozesses liefert dann die Prognose des künftig zu erwartenden Kaufverhaltens.

In Abb. 2.1 ist das Prinzip des Kaufentscheidungsprozesses als latent wirkender stochastischer Prozeß graphisch dargestellt.



Die Prozeßparameter sind aus den Daten der bisher beobachteten Kaufhandlungen eines Konsumenten zu schätzen ³. Die in dieser

1 Vgl. DOOB, J.L., Stochastic Processes, 2. Aufl., New York/London 1959, S. 46.

2 Vgl. TOPRITZHOFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 39; KOTLER, Ph., Mathematical Models of Individual Buyer Behavior, BS, 13 (1968), S. 279.

3 Einen Überblick über Schätzverfahren bei stochastischen Prozeßmodellen geben MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models of Buying Behavior, Cambridge, Mass., 1970, S. 21 - 33.

Datenbasis implizit zum Ausdruck kommenden individuellen Charakteristika des Konsumenten gehen somit im Wege der numerischen Fixierung der Parameter ebenso in diesen Prozeßansatz ein wie die Kaufbeeinflussung durch das absatzpolitische Instrumentarium der konkurrierenden Anbieter. Eine Prognose künftiger Kaufhandlungen setzt daher voraus, daß dieser "Ursachenkomplex" des beobachteten Kaufverhaltens auch für den Zeitraum der Prognose gültig ist.

Wie Abb. 2.1 zu erkennen gibt, werden im Rahmen stochastischer Prozeßmodelle alle Vorgänge des Entscheidungsprozesses, die sich beim Herausbilden einer Kaufentscheidung im "Inneren" des Konsumenten vollziehen, zu einer einzigen Größe verdichtet, der Reaktionswahrscheinlichkeit. Diese verkörpert damit in gewisser Weise die Resultierende aus allen Prozessen, die sich in der Black Box abspielen ¹.

Obwohl stochastische Prozeßansätze formal stets nur anzeigen, was "per saldo" bei einem Entscheidungsprozeß in Form einer Kaufhandlung herauskommt ², sind ihre Modellstrukturen in begrenztem Umfang einer verhaltenstheoretischen Interpretation zugänglich. Die einzelnen Modellvarianten gestatten es, gewisse Verhaltenstheseen über das Zustandekommen einer Kaufentscheidung implizit zu berücksichtigen und gewähren somit Einblick in die Vorgänge der Black Box selbst. Die Gültigkeit und Ausprägung dieser Thesen läßt sich im Wege einer ex-post-Betrachtung der Parameter überprüfen. Hierzu zählen u.a. folgende Fragestellungen: Inwieweit beeinflußt die beim letzten Kauf gewählte Marke einer Produktklasse die derzeitige Markenauswahl? Macht sich der Einfluß auch früherer Kaufentscheidungen auf die jetzige Kaufentscheidung bemerkbar? In welcher Form beeinflussen positive Verbrauchererfahrungen die künf-

¹ Vgl. TOPRITZHOFER, E., Modelle des Kaufverhaltens: Ein kritischer Überblick, in: Computergestützte Marketingplanung, Hrsg. H.R. HANSEN, München 1974, S. 55.

² Vgl. ebenda.

tige Kaufentscheidung? Wie stark sind die relativen Präferenzen einer Marke gegenüber ausgeprägt?

Sowohl für Hersteller und Handel ist es von großem Interesse, auf die hier angeschnittenen Fragen eine Antwort zu erhalten, zumal einzelne Verhaltensvarianten durch spezielle Marketingmaßnahmen direkt anzusprechen sind. Dementsprechend ist es Aufgabe einer stochastischen Kaufverhaltensanalyse, zunächst einmal zur Beschreibung und Erklärung des Markenwahlverhaltens verschiedene Prozeßarten bereitzustellen, die einer verhaltenstheoretischen Interpretation zugänglich sind. Mit Hilfe geeigneter statistischer Diskriminierungstechniken ist dann jener Prozeß zu ermitteln, der sich einem gegebenen Datensatz von beobachteten Kaufhandlungen "am besten" anpaßt ¹.

Empirische Studien haben gezeigt, daß eine Modellkonstruktion, die aufgrund verhaltenstheoretischer Überlegungen a-priori plausibel erscheint, die vorgegebene Datenstruktur in geringerem Maße erklären kann als ein im Vergleich hierzu unkomplizierter Standardprozeß ². Ähnlich gelagerte Erfahrungen sind jedoch auch bei Anwendung anderer Analyse- und Prognosetechniken anzutreffen. Daß man dennoch verhaltenstheoretische Aspekte in stochastische Prozeßmodelle einzuarbeiten versucht, geschieht nicht deshalb, um von vornherein eine Garantie für die "Richtigkeit" des Modells zu besitzen; vielmehr können die Parameter eines derartigen Prozesses aufgrund der in ihm enthaltenen verhaltenswissenschaftlichen Aspekte leichter und anschaulicher interpretiert werden ³.

¹ Vgl. MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 33 - 38. Vgl. auch AAKER, der ein von den üblichen Anpassungstests abweichendes Verfahren zur Beurteilung der Modellvalidität vorgeschlagen hat; AAKER, D.A., A New Method for Evaluating Stochastic Models of Brand Choice, JoMR, 7 (1970), S. 300 - 306.

² Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 57 f.

³ Vgl. ebenda, S. 58.

In diesem Zusammenhang ist ebenfalls auf das sogenannte "many-to-one-mapping problem" zu verweisen, demzufolge durchaus auch Modelle verschiedener verhaltenstheoretischer Strukturen gleich gut einem Datensatz angepaßt werden können¹. Selbst wenn im Rahmen der geforderten Sicherheitswahrscheinlichkeit eine akzeptable Anpassungsgüte erzielt wird, ist damit nicht auszuschließen, daß sich nicht auch ein anderes stochastische Prozeßmodell mit anderen verhaltenstheoretischen Strukturen zur Analyse und Prognose des beobachteten Kaufverhaltens eignet. Um derartige Fehleinschätzungen zu vermeiden, sollte man die Anpassungsgüte mehrerer Prozeßmodelle überprüfen. Gegebenenfalls sind zusätzlich noch andere Anpassungstests und/oder verschiedene Datensätze unterschiedlicher Marktsituationen zu Rate zu ziehen.

2.3 DIE AGGREGATION VON MIKROPROZESSMODELLEN

Die bisherige Diskussion stochastischer Prozeßmodelle ruhte primär auf der Ebene individueller Konsumenten. Um aber Aussagen über das Kaufverhalten eines Teilmarktes oder des Gesamtmarktes ableiten zu können, ist das individuelle Markenwahlverhalten in geeigneter Weise in einem Makrokaufverhaltensmodell zusammenzufassen, d.h. zu aggregieren. Die Modellierung des Kaufverhaltens in einem Makromodell kommt auch den Informationsbedürfnissen der Unternehmen insofern entgegen, weil Entscheidungen über absatzpolitische Maßnahmen primär auf der Grundlage möglicher Reaktionen von Teilmärkten oder des Gesamtmarktes gefällt werden². Somit besteht zu-

1 Vgl. etwa die Ergebnisse der Untersuchung von MONTGOMERY, D.B., Some Comparative Results, in: Applications of Management Science in Marketing, Hrsg. D.B. MONTGOMERY, G.L. URBAN, Englewood Cliffs, N.J., 1970, S. 110 ff.

2 Vgl. entsprechende Argumentationen bei MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 88; HAMMANN, P. und Mitarbeiter, Entscheidungsanalyse im Marketing, Berlin 1975, S. 72 ff.

nächst keine unmittelbare Veranlassung, individuelles, von Zufälligkeiten geprägtes Markenwahlverhalten zu analysieren und zu prognostizieren. Außerdem sind Makromodelle in der Regel diesem Stochastizitätsproblem weniger ausgesetzt, das infolge der Aggregation gewissermaßen verwässert wird ¹.

Steht man daher vor der konkreten Aufgabe, ein Nachfragemodell des Gesamtmarktes zu entwerfen, kann man wie im Falle ökonometrischer Kaufverhaltensmodelle bzw. Marktmodelle ² die Makrostruktur modellmäßig direkt ansetzen. Hier wird - vereinfachend gesagt - der aufgrund theoretischer und/oder empirischer Untersuchungen vermutete Zusammenhang zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen als deterministische lineare oder nichtlineare Funktion oder gar in Gestalt eines Systems interdependenter Gleichungen formuliert. Abhängige Variable ist vielfach der Marktanteil oder Umsatz des Produktes; unabhängige Variable sind häufig Preis und Werbeausgaben eines Erzeugnisses sowie Werbeausgaben oder Verkaufsförderungsaufwendungen der Konkurrenzprodukte. Die dabei auftretenden Abweichungen zwischen diesem "idealisierten" Funktionszusammenhang und den real erhobenen Daten versucht man

¹ Vgl. BASS, F.M., The Theory of Stochastic Preference..., a.a.O., S. 19. Diese Auffassung deckt sich mit den Simulationsergebnissen von PERRY, der eine vereinfachte Modellstruktur des HOWARD/SHETH-Ansatzes zu simulieren versuchte. Mit wachsendem Aggregationsgrad gewannen die Prognosen an Genauigkeit; vgl. PERRY, M., Computer Simulation of Consumer Brand Choice, Ph.D.Diss., Columbia University 1968, S. 113.

² Ökonometrische Kaufverhaltensmodelle sind abzugrenzen von jenen Kaufverhaltensmodellen wie etwa von FARLEY und RING, die das HOWARD/SHETH-Modell als ökonometrisches, interdependentes Gleichungssystem formulieren. Im Gegensatz zu den im wohlverstandenen Sinne "theorielosen" ökonometrischen Kaufverhaltensmodellen liegt dem FARLEY/RING-Ansatz eine ausgeprägte verhaltenstheoretische Fundierung zugrunde. Mit Hilfe ökonometrischer Methoden werden hier die Zusammenhänge in der Black Box zwischen den intervenierenden Variablen zu ergründen versucht. Vgl. hierzu S. 13 f.

durch Berücksichtigung einer stochastischen Störkomponente zu egalisieren ¹.

Diese Vorgehensweise hat sich im Marketing ohne Zweifel bewährt, wenn man anhand einer globalen Verknüpfung von Umsatz oder Marktanteil und den Ausgaben für den Einsatz des Marketinginstrumentariums die Effektivität einzelner Instrumente abschätzen will ². Die Kaufverhaltensmodellierung wird aber durch einen solchen Ansatz in einen Rahmen gepreßt, der keiner verhaltenstheoretischen Begründung mehr zugänglich ist ³. Ferner besteht aufgrund verwendeter Makrodaten ⁴ das Risiko möglicher Fehlinterpretationen von Kaufverhaltenstendenzen, denen man daher u.U. mit unangemessenen absatzpolitischen Maßnahmen zu begegnen versucht ⁵.

Um sich nicht einem willkürlichen Ansatz zu verschreiben, sollte darauf verzichtet werden, ein Makromodell des Kaufverhaltens direkt anzusetzen. Interpretiert man das Marktgeschehen als ein komplexes Wahrscheinlichkeitssystem, das sich gewissermaßen aus einer Vielzahl von individuellen stochastischen Prozessen zusammensetzt, gilt es, die so gegebenen Mikromodelle in geeigneter Weise zu einem Makroansatz zu aggregieren.

-
- 1 Vgl. TOPRITZHOFER, E., Aggregations- und Heterogenitätsprobleme in stochastischen Nachfragemodellen, ZfbF, 25 (1973), S. 583. Vgl. auch STEFFENHAGEN, Theorie und Messung ..., a.a.O., S. 32. Hier wird die Auffassung vertreten, daß es sich beim ökonometrischen Marktmodell nicht um einen im Prinzip deterministischen Ansatz handelt. Diese verschiedenen Auffassungen sind Folge unterschiedlicher Begründungen für die Annahme der Stochastizität in ökonometrischen Modellen. Vgl. hierzu GÜLICHER, H., Ökonometrie, Teil I, unveröffentlichtes Manuskript, Münster 1974, S. 36 f.
 - 2 Vgl. etwa zur Bedeutung dieser Ansätze WILDT, A.R., Multifirm Analysis of Competitive Decision Variables, JoMR, 11 (1974), S. 36 f.
 - 3 Ausnahmen sind in gewisser Weise Lag-Ansätze, die verzögerte Reaktionen auf absatzpolitische Maßnahmen vergangener Perioden berücksichtigen.
 - 4 Vgl. zu Problemen, die der Aggregationsvorgang bei ökonometrischen Modellen mit sich bringt, THEIL, H., Linear Aggregation of Economic Relations, Amsterdam 1965.
 - 5 Vgl. AAKER, D.A., A Measure of Brand Acceptance, JoMR, 9 (1972), S. 165 f.

Die Aggregation des individuellen Kaufverhaltens ist solange problemlos, wie man berechtigter Weise davon ausgehen kann, daß alle Konsumenten das gleiche Markenwahlverhalten an den Tag legen. In diesem Falle sogenannten homogenen Kaufverhaltens ist das gleiche Prozeßmodell mit gleichen Parametern für alle Konsumenten gültig. Mikro- und Makromodelle stimmen folglich überein. Homogenes Kaufverhalten kennzeichnet allerdings eher eine Ausnahmemarktsituation als den Regelfall. Zumindest a-priori wird man heterogenes Markenwahlverhalten kaum ausschließen können.

Eine aus der Sicht eines Anwenders naheliegende Möglichkeit, dem Heterogenitätsphänomen Rechnung zu tragen, besteht in der Bildung eines durchschnittlichen Makroprozeßmodells mit durchschnittlichen Parameterwerten. Eine solche Aggregation läßt sich auch ohne Kenntnis individuellen Kaufverhaltens durchführen. Da in diesem Falle die Form der Heterogenitätsausprägung unberücksichtigt bleibt, ist dieser Makroansatz u.U. mit einem erheblichen Aggregationsfehler behaftet. Die damit verbundenen Risiken einer Fehlinterpretation der betreffenden Marktsituation sind - wie sich im Verlauf der weiteren Diskussion noch zeigen wird - nur schwer abzuschätzen.

Ein solches Makroprozeßmodell entspricht aber umso eher dem durchschnittlichen Kaufverhalten, je gleichmäßiger die Verteilung des individuellen Nachfrageverhaltens ist. Daher können zumindest schwerwiegende Aggregationsfehler weitgehend vermieden werden, wenn man den heterogenen Gesamtmarkt in homogene Teilmärkte segmentiert und entsprechend dem Kaufverhalten in den einzelnen Teilmärkten segmentspezifische Prozeßmodelle bestimmt. Diese Modellebene der sogenannten Modellheterogenität¹ bringt in der Regel nur geringe Aggregationfehler mit sich, auch wenn man in der Marktforschungspraxis kaum "vollkommen" homogene Teilmärkte segmentieren kann.

¹ Vgl. z.B. JONES, J.M., A Composite Heterogeneous Model for Brand Choice Behavior, MS, 19 (1973), S. 499 ff; BLATTBERG, R.C., SEN, S.K., Market Segments and Stochastic Brand Choice Models, JoMR, 13 (1976), S. 34 ff.

Die Parameterheterogenität kennzeichnet eine weitere Modellebene, um individuelles, heterogenes Kaufverhalten bei der Aggregation explizit zu berücksichtigen. Im Rahmen dieser Modellebene variieren gemäß der Heterogenitätsausprägung die Parameter eines Prozeßmodells. Greift man den obigen Segmentierungsgedanken wieder auf, sind entsprechend unterschiedlicher Verhaltenscharakteristika der Teilmärkte jeweils segment-spezifische Prozeßparameter zu schätzen ¹. Um die noch verbleibenden möglichen Aggregationsfehler auszuschalten, kann man diese Form der Parameterheterogenität mit einer "rein" statistischen Problemlösung kombinieren. In diesem Falle werden die Parameter des segmentspezifischen Prozeßmodells selbst als Zufallsvariable interpretiert und einer geeigneten Wahrscheinlichkeitsverteilung unterworfen. Der Erwartungswert dieser Verteilung kennzeichnet den Prozeßparameter eines "durchschnittlichen" Konsumenten; die Varianz beschreibt das Ausmaß des heterogenen Kaufverhaltens im Marktsegment. Damit ist auch der Ansatz skizziert, um die Kaufverhaltensheterogenität des Gesamtmarktes ohne vorherige Segmentierung in einem Prozeßansatz erfassen zu können.

Die Modellebene der initialen Kaufneigungsheterogenität bezieht sich bei einem Makroansatz auf die anfänglich differierende Kaufneigung der Konsumenten mit unterschiedlichen Wahrscheinlichkeiten, die das Prozeßmodell im Zeitablauf transformiert. Die anfängliche Kaufneigung wird ebenfalls als Zufallsvariable interpretiert und ist entsprechend der Kaufneigungsheterogenität der Konsumenten einer Verteilung unterworfen ². Der Erwartungswert dieser Verteilung kennzeichnet die durchschnittlich anfängliche Kaufneigung. Die Varianz ist wie-

1 Vgl. z.B. HARARY, F., LIPSTEIN, B., The Dynamics of Brand Loyalty: A Markovian Approach, OR, 10 (1962), S. 31 - 34.

2 Vgl. JONES, J.M., Testing Probability of Purchase Distributions and Ad Hoc Market Segmentation Schemes, in: Increasing Marketing Productivity. Conceptual and Methodological Foundations of Marketing, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1973, Hrsg. T.V. GREER, American Marketing Association, Chicago 1974, S. 246 ff.

derum als Maß für die Kaufneigungsheterogenität im Marktsegment oder im Gesamtmarkt zu betrachten.

Mit diesen Aggregationstechniken¹ verfügt man bei stochastischen Prozeßansätzen über verschiedene Möglichkeiten, die Konsumentenheterogenität einschließlich unterschiedlicher Heterogenitätsgrade im Modell explizit zu berücksichtigen. Das erscheint insofern von Vorteil zu sein, da der Heterogenitätscharakter im einzelnen erst anlässlich der tatsächlich vollzogenen Aggregation, d.h. anlässlich des Übergangs von der Mikro- zur Makrobetrachtung, erkennbar wird. Andererseits darf man nicht verkennen, daß meistens mehrere Heterogenitätsformen gleichzeitig auftreten, die simultan allerdings nur begrenzt in einem Prozeßmodell zu erfassen sind². Insofern wird man sich damit abfinden müssen, daß Makromodelle von Natur aus stets "verzerrte" Erkenntnisse vermitteln³.

2.4 DIE DIMENSIONEN STOCHASTISCHER PROZESSMODELLE

Wenn stochastische Prozeßmodelle eine im Zeitablauf chronologisch geordnete Folge von realisierten und beobachteten Kaufhandlungen als Output eines stochastischen Prozesses interpretieren, kann hierbei je nach dem Schwerpunkt der Modellbetrachtung ein anderer Aspekt des Kaufentscheidungsprozesses besonders betont werden. Jeder Kaufentscheidungsprozeß ist mehrdimensional⁴, da der Konsument - bewußt oder unbewußt -

1 Diese Techniken können größtenteils als Verallgemeinerung der Mikroadditionstechnik beim Übergang von der Mikro- zur Makroebene bezeichnet werden; vgl. BETTMAN, J.R., JONES, J.M., Formal Models of Consumer Behavior: A Conceptual Overview, JoB, 45 (1972), S. 554.

2 Vgl. hierzu JONES, J.M., A Composite..., a.a.O., S. 499 ff. In diesem Ansatz wird sowohl Modell- als auch Parameterheterogenität berücksichtigt.

3 Vgl. BÜSSMANN, E., Probleme einer dynamischen Theorie der Konsumfunktion, Berlin 1957, S. 82.

4 Vgl. KOTLER, Ph., Behavioral Models for Analyzing Buyers, JoM, 29 (1965), S. 37.

Teilentscheidungen über den Einkaufszeitpunkt, die Einkaufsstätte sowie über die Marke und die Kaufmenge zu fällen hat. Diese Dimensionen beeinflussen sich im Verbund und manifestieren sich stets gemeinsam als "Verhaltenskonglomerat", das als solches auch vom Haushaltspanel aufgezeichnet wird ¹.

Gegliedert nach diesen Dimensionen ist in Abb. 2.2 auf S. 30 das komplexe Einkaufsverhalten eines Konsumenten graphisch dargestellt, womit zugleich die Dynamik und die Zufallsabhängigkeit der einzelnen Teilentscheidungen deutlich gemacht werden soll. Die Kaufgeschichte bzw. das sogenannte Wiederholungskaufmuster dieses Konsumenten erstreckt sich auf einen Zeitraum von fünf Monaten, in denen im Rahmen einer Produktart 20 Einkäufe der Marken A, B und C in den Mengen 1, 2 und 3 bei den Einkaufsstätten I, II und III stattfinden.

Während in a) der Abb. 2.2 mit dem Einkaufszeitpunkt, der Einkaufsstätte, der gewählten Marke und Menge als Ausdruck des komplexen Kaufentscheidungsprozesses alle vier Dimensionen dargestellt sind, wird in b), c), d) und e) nach einzelnen Teilentscheidungen differenziert. Kaufhandlung in b) ist jeweils der Einkauf in der betreffenden Produktart, der in einem relativ regelmäßigen zeitlichen Rhythmus erfolgt. In c) wird als Kaufhandlung die Wahl der Einkaufsstätte I, II und III betrachtet, bei denen der Konsument jeweils eine der konkurrierenden Marken erwirbt. d) weist als Kaufhandlung die Wahl der Marke A, B oder C aus, für die sich der Konsument in drei unterschiedlichen Mengeneinheiten entscheiden kann; diese unterschiedlichen Kaufmengen sind mit ①, ② und ③ gekennzeichnet. In e) ist schließlich die Wahl der Einkaufsmenge Kaufhandlung.

Wollte man alle vier Kaufverhaltensdimensionen in einem stochastischen Prozeßansatz abbilden, würde das die analytischen

¹ DAY faßt diese Kaufverhaltensdimensionen als latente Teilentscheidungen auf und kennzeichnet sie dementsprechend als hypothetische Konstrukte. Dieser Auffassung wird hier nicht gefolgt. Vgl. DAY, G.S., Buyer Attitudes and Brand Choice Behavior, New York/London 1970, S. 46.

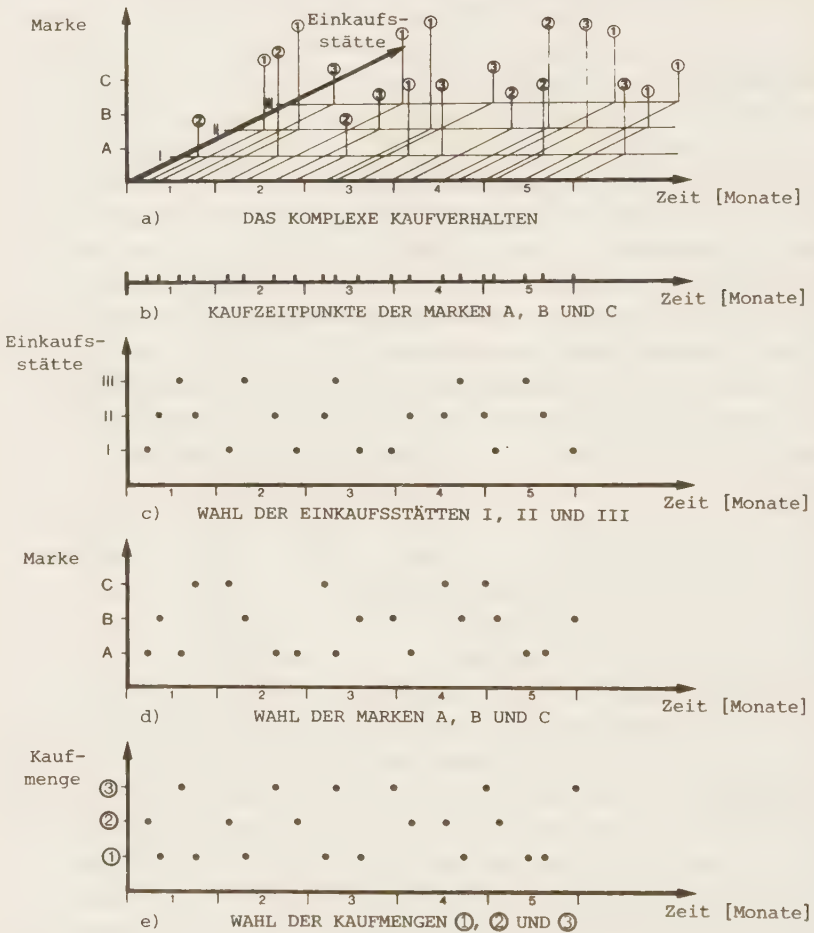


Abb. 2.2¹: Schematische Darstellung des komplexen Kaufverhaltens

¹ Vgl. die Abbildungen bei WACK, P., Eine Theorie..., a.a.O., S. 68 und HERNITER, J.D., HOWARD, R.A., Stochastic Marketing Models, in: Progress in Operations Research, Nr. 9, Hrsg. D.B. HERTZ, R.T. EDDISON, New York/London/Sydney 1964, S. 60.

Möglichkeiten der Modellkonstruktion bei weitem übersteigen ¹. In Anlehnung an den Dimensionscharakter des komplexen Kaufentscheidungsprozesses unterscheidet die Literatur mit

- (1) den Modellen der Wahl des Einkaufszeitpunktes,
- (2) den Ladenwahlmodellen und
- (3) den Markenwahlmodellen

drei stochastische Prozeßansätze des Kaufverhaltens. Die Mengenkomponeute als vierte Dimension des Entscheidungsprozesses wird von den Modellen - wenn überhaupt - meistens nur implizit mit erfaßt.

Diese drei stochastischen Prozeßmodelle liefern keine Aussagen darüber, welche Kaufhandlung ein Konsument setzt; den Modellaussagen ist stets "nur" zu entnehmen, wie wahrscheinlich eine bestimmte Kaufhandlung ist. So besagen die "response probabilities" eines Modells der Wahl des Einkaufszeitpunktes (purchase incidence model), wie wahrscheinlich der Einkauf in der betreffenden Produktart zu einem bestimmten Zeitpunkt ist. Demgegenüber gibt ein Ladenwahlmodell (store choice model) Reaktionswahrscheinlichkeiten ² für die in Betracht kommenden Einkaufsstätten an, mit der ein Konsument dort Käufe tätigt. In Markenwahlmodellen (brand choice model) geben die Reaktionswahrscheinlichkeiten dementsprechend Auskunft, wie wahr-

¹ Vgl. HERNITER, J.D., HOWARD, R.A. Stochastic Marketing Models, a.a.O., S. 63. In dem von RAO entwickelten RECIPE-Modell und im NOMMAD-Modell von HERNITER und COOK werden mehrere stochastische Prozesse hintereinander geschaltet, die jeweils eine einzelne Dimension des Kaufentscheidungsprozesses beschreiben. Diese Modelle sind aufgrund ihres Komplexitätsgrades nur noch mit Hilfe von Simulationsmethoden lösbar. Vgl. RAO, T.R., A Stochastic Model of Consumer Purchase Decision, Working Paper, Presented at the American Meetings of the Institute of Management Science, Los Angeles, Okt. 1970; ders., Computer Simulation of a Model of Market Behavior, in: Marketing in Motion. Relevance in Marketing, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1971, Hrsg. F.C. ALLVINE, American Marketing Association, Chicago 1972, S. 488 ff; HERNITER, J.D., COOK, A., A Multidimensional Stochastic Model of Consumer Purchase Behavior, MSI-Technical Report, Sept. 1970.

² Vgl. zum Begriff "Reaktionswahrscheinlichkeiten" S. 20.

scheinlich der Kauf einer der zur Auswahl stehenden Marken der Produktart ist ¹.

Die Markenwahl muß man - aus der Sicht eines Herstellers betrachtet - sicherlich als die entscheidende Dimension des komplexen Kaufentscheidungsprozesses bezeichnen ². Die vorrangige Bedeutung dieser Kaufverhaltensdimension stützt sich in erster Linie auf die Tatsache, daß letztlich das gesamte Marketingmix eines Herstellers das Ziel verfolgt, den Konsumenten wiederholt zum Erwerb der von ihm angebotenen Marke zu bewegen. Gerade Wiederholungskäufe stellen im Konsumgüterbereich des täglichen Bedarfs jenes Kriterium dar, das vorwiegend über den Markterfolg eines Erzeugnisses entscheidet. Stochastische Markenwahlmodelle knüpfen direkt an diese Kaufverhaltensdimension an. Sie analysieren und prognostizieren über das Markenwahlverhalten der Nachfrager den Erfolg der absatzwirtschaftlichen Bemühungen eines Herstellers. Hierfür ist es unerheblich, ob mit einer speziellen Marketingstrategie eine Marktausweitung verfolgt wird oder ob ein Hersteller als Anbieter

1 Stochastische Prozeßmodelle können auch dahingehend unterschieden werden, ob es sich um Simulationsmodelle handelt oder nicht. Diese Differenzierung ist aber für solche Modellansätze unangebracht, die lediglich mit Hilfe der Simulation z.B. die Sensibilität von Prozeßparametern untersuchen. Das gilt u.a. auch für das RECIPE- oder das NOMMAD-Modell (vgl. Fußnote 1 auf S. 31), die aufgrund ihrer Komplexität nur noch mit Hilfe der Simulation zu handhaben sind. Diese Ansätze sind im Grunde genommen nichts anderes als simulierte stochastische Prozeßmodelle. Als "eigenständige" Simulationsmodelle sind hingegen die sogenannten "large scale"-Mikrosimulationsmodelle anzusehen, die sowohl probabilistische wie auch strukturelle Elemente des Kaufverhaltens erfassen. Diese detailanalytischen Modelle sind in dem Bestreben entstanden, die vielfältigen Möglichkeiten der Computersimulation zur Modellkonstruktion voll auszuschöpfen. Da eine Weiterentwicklung dieser "large scale"-Mikrosimulationsmodelle in der bisherigen Form als problematisch angesehen wird, bleiben sie im Rahmen dieser Arbeit unberücksichtigt. Vgl. zu diesen Modellen KRAUTTER, J., Marketing-Entscheidungsmodelle, a.a.O., S. 36 f; TOPRITZHOFFER, E., Modelle des Kaufverhaltens..., a.a.O., S. 61 ff; KOTLER, Ph., SCHULTZ, R.L., Marketing Simulations: A Review and Prospects, JoB, 43 (1970), S. 237 ff.

2 Vgl. RAO, T.R., Mathematical Models of Market Behavior: Past, Present, and Future, JoR, 37 (Fall 1971), S. 39.

mehrerer Erzeugnisse einer Produktgruppe versucht, Substitutionsmöglichkeiten durch die Profilierung bestimmter Marken für ausgewählte Verwendungszwecke abzuschwächen (z.B. Margarine als Brotaufstrich oder Bratfett).

Die Wahl des Einkaufszeitpunktes bzw. die Einkaufshäufigkeit sowie die Wahl der Einkaufsmenge versucht man zwar ebenfalls durch absatzpolitische Maßnahmen zu beeinflussen. Man beschränkt sich hier jedoch vielfach auf taktische Maßnahmen wie z.B. in Form von Sonderverkäufen bei Produktarten, deren Vorratshaltung im Haushalt sinnvoll ist. Werbeslogans wie etwa "Kaufen Sie die Familienpackung, Sie sparen ... DM" sind ein deutlicher Hinweis darauf. Abgesehen von der nur individuell erfaßbaren Bedeutung der Vorratshaltung hängen aber diese Aspekte des Kaufentscheidungsprozesses in sehr starkem Maße von anderen, bereits fast autonomen Faktoren ab. Hierzu zählen u.a. die Verbrauchsgewohnheiten und der momentane Bedarf. Jene sind von vornherein der absatzpolitischen Beeinflussung weniger zugänglich als die Markenwahlentscheidung selbst ¹. Letztlich ist aber jede Kaufentscheidung - und zwar gleichgültig, aus welchen Beweggründen heraus sie auch gefällt wird - stets mit der Wahl einer Marke verknüpft.

Vergleichbare Argumente gelten für die Ladenwahldimension, die in erster Linie das absatzpolitische Tätigkeitsfeld der im Distributionskanal eingeschalteten Groß- und Einzelhändler berührt. Abgesehen davon, daß jeder Markenkauf zwangsläufig mit der Wahl einer Einkaufsstätte gekoppelt ist, kann man in der Regel bei Konsumgütern des täglichen Bedarfs einen relativ hohen Distributionsgrad unterstellen. Vor allem die klassischen Markenartikel zeichnen sich durch die wesentliche Eigenschaft aus, von nahezu allen einschlägigen Einkaufsstätten geführt zu werden ². Dieser Sachverhalt ist selbst bei graduellen Unter-

1 Vgl. TOPRITZHOFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 77.

2 Vgl. die empirische Analyse von WIERENGA, B., An Investigation of Brand Choice Processes, Rotterdam 1974, S. 185 ff und die dort angegebene Literatur.

schieden im Distributionsgrad führender Marken als Indiz dafür zu werten, daß sich die Ladenwahl - isoliert betrachtet - aus der Perspektive eines Markenherstellers nicht als die kritische Kaufverhaltensdimension darstellt.

Wenn sich die folgenden Abschnitte dieser Arbeit vornehmlich mit Prozeßmodellen der Markenwahl beschäftigen, orientieren sich die Ausführungen damit an jener Dimension des Kaufentscheidungsprozesses, die in erster Linie für den Markterfolg eines Produzenten maßgeblich ist. Da stochastische Markenwahlmodelle auf der Basis stochastischer Prozesse arbeiten, wird den weiteren Betrachtungen zunächst eine Erläuterung stochastischer Markenwahlprozesse mit den Mitteln der mathematisch-statistischen Wahrscheinlichkeitstheorie vorangestellt. Dieser Schritt ist insofern angebracht, da erst dadurch der logische Zusammenhang einer Reihe von Begriffen deutlich wird, die in der Marketingliteratur gebräuchlich sind.

3 DIE STOCHASTISCHEN MARKENWAHLPROZESSE

3.1 DIE MATHEMATISCH-STATISTISCHE FORMULIERUNG

Wenn man eine im Zeitablauf geordnete Folge von Markenwahlentscheidungen als einen zeitablaufbezogenen, wahrscheinlichkeitstheoretisch erfaßbaren Vorgang interpretiert ¹, treten vor allem zwei Komponenten einer solchen Kaufverhaltensbetrachtung in den Vordergrund ²:

1. Die dynamische Komponente, durch die die Determinanten der Kaufentscheidung und damit diese selbst im Zeitablauf erfaßt werden.
2. Die probabilistische Komponente, da man aufgrund der komplexen Kausalzusammenhänge zwischen den Markenwahlentscheidungen einerseits und ihren Determinanten andererseits nur Wahrscheinlichkeitsaussagen über den Markenkauf abgeben kann.

Die dynamische und probabilistische Komponente zählen zu den Grundmerkmalen jedes Zufallsprozesses, die grundsätzlich den Ausgängen eines Zufallsexperimentes zuzuordnen sind. Mathematisch betrachtet läßt sich ein stochastischer Prozeß daher durch eine zeitliche Abfolge von Realisationen einer "Familie von Zufallsgrößen" $\{X(t), t \in T\}$ beschreiben ³. Als Zeitparameter fällt t hierbei die Aufgabe zu, die jeweilige Realisation bzw. den Wert der Zufallsvariablen $X(t)$ - die Markenwahlentscheidung - im Sinne einer Zuordnungsregel ⁴ zeitlich

1 Vgl. die Ausführungen auf S. 19 f.

2 Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Einige elementare Überlegungen zur Struktur stochastischer Prozesse und ihre Eignung für die Darstellung des Kaufverhaltens, in: Die Unternehmung, Schweizerische Zeitschrift für Betriebswirtschaft, 25 (1971), S. 330.

3 Vgl. FERSCHL, F., Zufallsabhängige Wirtschaftsprozesse, Wien/Würzburg 1964, S. 28; MENGES, G., Grundriß..., a.a.O., S. 143 ff.

4 Vgl. BLEYMÜLLER, J., GEHLERT, G., Statistik für Wirtschaftswissenschaftler, Kapitel 7: Zufallsvariable I, WiSt (1977), S. 330.

zu dimensionieren ¹.

Die Indexmenge T heißt Parameterraum. Dieser kann mit $T = \{1, 2, \dots\}$ sowohl diskret als auch mit $T = \{t: t \geq 0\}$ stetig sein. Markenwahlprozeßmodelle mit diskretem Parameterraum betrachten somit die Kaufentscheidung zu diskreten Zeitpunkten oder in Zeitintervallen $t = 1, 2, \dots$, während Prozesse mit stetigem Parameterraum das Markenwahlverhalten über einen kontinuierlichen (stetigen) Zeitraum verfolgen.

Der stochastische Prozeß kann in jedem Zeitintervall t , $t \in T$, entsprechend den Wahlmöglichkeiten zwischen den konkurrierenden Marken bestimmte Ausprägungen annehmen, die sich durch reelle Zahlen abbilden lassen. Kauft ein Konsument in jedem Zeitintervall t z.B. eine der Marken A, B oder C einer Produktart, so würde bedeuten:

- | | |
|------------|--|
| $X(t) = 1$ | Der Konsument entscheidet sich im Zeitintervall t für Marke A. |
| $X(t) = 2$ | Der Konsument entscheidet sich im Zeitintervall t für Marke B. |
| $X(t) = 3$ | Der Konsument entscheidet sich im Zeitintervall t für Marke C. |

Der Wertebereich $S(t)$ der Zufallsvariablen $X(t)$, $t \in T$, ist die Menge aller reellen Werte, die der stochastische Prozeß im Zeitintervall t annehmen kann. Im vorliegenden Fall ist

$$S(t) = \{1, 2, 3\} \quad \forall t \in T.$$

Die Vereinigungsmenge $S = \bigcup_t S(t)$ ist dann die Menge aller reellen Werte, die der stochastische Prozeß überhaupt, d.h. in irgendeinem Zeitintervall annehmen kann. Hier ist

$$S = \bigcup_t S(t) = \{1, 2, 3\}.$$

S heißt Zustandsraum des Prozesses; die einzelnen Ausprä-

¹ Der Parameter t wird bei Anwendung von stochastischen Prozessen meistens als Zeitvariable interpretiert. t wird aber im Rahmen anderer Anwendungsgebiete nicht nur als Zeitvariable gedeutet. Allgemein versteht man daher unter einem stochastischen Prozeß lediglich eine Menge mit $t \in T$ indizierten Zufallsvariablen $X(t)$, die auf demselben Wahrscheinlichkeitsraum definiert sind.

gungen von S bezeichnet man als Zustände. Kauft somit ein Konsument im Zeitintervall $t = 1$ z.B. die Marke A, befindet sich der Prozeß demgemäß im Zustand 1. Wählt der Käufer dann in der kommenden Periode die Marke C, so findet ein Übergang von Zustand 1 nach Zustand 3 statt. Entsprechend der Definition eines stochastischen Prozesses wird das Fluktuieren des Konsumenten von einer Marke zur anderen als zufälliger Übergang von einem Zustand in den anderen betrachtet.

Bei einer markenspezifischen Interpretation der Zustände liegt dem stochastischen Prozeß stets ein diskreter Zustandsraum zugrunde, da eine Produktart in sinnvoller Weise nur aus einer endlichen Zahl von Konkurrenzzeugnissen bestehen kann. Bei m Marken ist der diskrete Zustandsraum eines Markenwahlprozesses daher mit $S = \{1, 2, 3, \dots, m\}$ beschrieben.

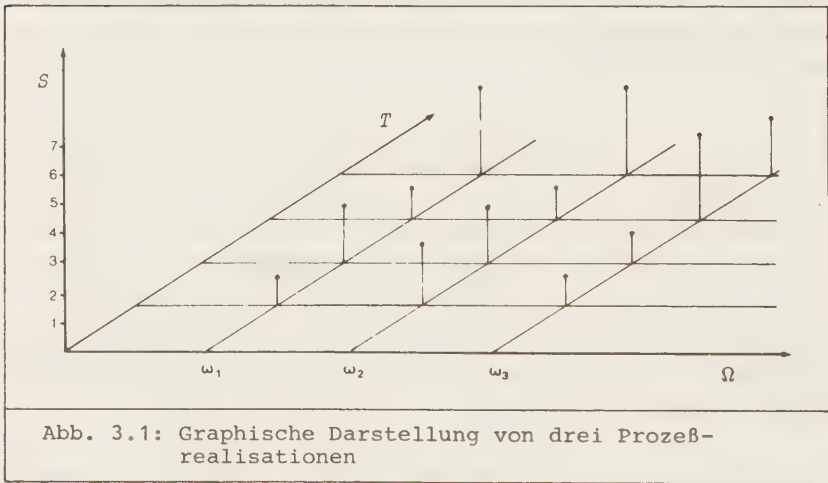
Soll nicht das Kaufverhalten gegenüber allen Marken einer Produktart untersucht werden, sondern lediglich gegenüber einem bestimmten Erzeugnis im Vergleich zu allen anderen, resultiert aus dieser Zielsetzung ein binärer Zustandsraum. Solchen Untersuchungen liegt dann ein Zustandsraum der Form $S = \{0, 1\}$ zugrunde. Hierbei kennzeichnet in der Regel der Zustand 1 die Marke, dem das besondere Untersuchungsinteresse gilt, während Zustand 0 das Aggregat aller übrigen Konkurrenzmarken darstellt.

Eine völlig andere Interpretation erhält der stetige Zustandsraum eines Markenwahlprozesses. Dieser beschreibt nicht die zur Auswahl stehenden Produkte, sondern Kaufwahrscheinlichkeiten, mit denen die Wahl eben dieser Marken erfolgt. Da Wahrscheinlichkeiten nur von 0 bis 1 definiert sind, ist der Wertebereich der Zufallsvariablen mit stetigem Zustandsraum gleichfalls auf dieses Intervall begrenzt.

Das Konstruktionsprinzip eines stochastischen Markenwahlprozesses faßt die graphische Darstellung in Abb. 3.1 zu-

sammen. Der Abbildung liegt der Einfachheit halber jeweils ein diskreter Parameter- und Zustandsraum zugrunde sowie drei von einem Haushaltspanel gelieferte Kaufgeschichten. Diese geben Auskunft über die Kauffolge der Marken A, B und C einer Produktart, die drei ausgewählte Haushalte im Zeitablauf erworben haben. Dem vorherigen Beispiel folgend werden den Marken die reellen Werte 1, 2 und 3 zugeordnet. Danach ergibt sich:

Kaufgeschichte (1)	$\omega_1 = (1, 2, 1, 3, \dots)$
Kaufgeschichte (2)	$\omega_2 = (2, 2, 1, 3, \dots)$
Kaufgeschichte (3)	$\omega_3 = (1, 1, 3, 2, \dots)$



Jede der drei in Abb. 3.1 eingetragenen Kaufgeschichten stellt eine Realisation des zugrundeliegenden stochastischen Markenwahlprozesses dar. Die Menge aller möglichen Kaufgeschichten bilden den sogenannten Stichprobenraum Ω .

Man kann daher jeden stochastischen Prozeß als Funktion X zweier Variablen ansehen, die auf dem kartesischen Produkt $T \times \Omega$ definiert ist und jedem zugeordneten Paar $(t, \omega) \in T \times \Omega$

eine reelle Zahl zuweist ¹. Für ein fest vorgegebenes t ist $X(.,\omega)$ allein eine Funktion von ω und stellt damit eine gewöhnliche Zufallsvariable dar, die jedem $\omega \in \Omega$ eine reelle Zahl zuordnet. Bei vorgegebenem ω ist $X(t,.)$ hingegen eine alleinige Funktion von t . Diese sogenannte Stichprobenfunktion weist jedem $t \in T$ den Wert $X(t)$ aus S zu und ist genau jener "Bestandteil" eines stochastischen Markenwahlprozesses, der von einem Haushaltspanel beobachtet wird.

Mit dem Stichprobenraum, Parameterraum und Zustandsraum ist das Grundgerüst aller stochastischen Markenwahlprozesse skizziert. In den Stichprobenraum Ω gehen die chronologisch geordneten Markenwahlfolgen der Konsumenten ein. Hierdurch wird der diskrete oder stetige Parameterraum T in den diskreten oder stetigen Zustandsraum S abgebildet.

In dieses Schema ordnen sich die im Rahmen dieser Arbeit erörterten Markenwahlprozesse wie folgt:

Zustands- Para- raum meterraum	diskret	stetig
diskret	zero-order-Prozeß Markovprozeß	Linearer Lern- prozeß
stetig	Semimarkovprozeß	.

Markenwahlprozesse mit jeweils stetigem Parameterraum und Zustandsraum sind in diesem Prozeßschema nicht enthalten. Grundsätzlich ließen sich hier Diffusionsprozesse einordnen ².

¹ Sind E und G Mengen, so versteht man unter dem kartesischen Produkt $E \times G$ von E und G die Menge aller geordneten Paare (e,g) , wobei e zu E und g zu G gehört. Vgl. GOLDBERG, S., Die Wahrscheinlichkeit. Eine Einführung in Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik, Braunschweig 1964, S. 41.

² Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 196.

Beim Diffusionsmodell von MONTGOMERY ¹ oder beim sogenannten "Dual-Effects Model of Brand Choice" von JONES ² zeichnen sich bislang kaum praktisch verwertbare Möglichkeiten ab, die Modelle ³ durch Aufnahme zusätzlicher Kaufverhaltensdimensionen zu erweitern oder die Einflußnahme einzelner Marketinginstrumente auf die Kaufwahrscheinlichkeiten direkt zurechnen zu können.

3.2 DIE WAHRSCHEINLICHKEITSTHEORETISCHEN ASPEKTE

Den möglichen Ausprägungen $1, 2, \dots, m$ des Zustandsraumes der diskreten Zufallsvariablen $X(t)$, die Markenwahlentscheidung, läßt sich für ein festes t eine Realisationswahrscheinlichkeit zuordnen. $P(X(t) = i)$ mit $i = 1, 2, \dots, m$ ist die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten von $X(t) = i$. Diese Wahrscheinlichkeit wird als Kaufneigung eines Konsumenten interpretiert, in der die in t der Marke i entgegengebrachten Präferenzen zum Ausdruck kommen.

Wenn jeder Konsument in t nur eine der angebotenen m Marken erwirbt, kann die gemeinsame Kaufwahrscheinlichkeit als Summe der Einzelwahrscheinlichkeiten berechnet werden. Daher gilt:

$$\begin{aligned} & P(|X(t) = 1| \cup \dots \cup |X(t) = i| \cup \dots \cup |X(t) = m|) \\ &= P(X(t) = 1) + \dots + P(X(t) = i) + \dots + P(X(t) = m) \\ &= \sum_{i=1}^m P(X(t) = i) = 1. \end{aligned} \quad (2.1)$$

1 Vgl. MONTGOMERY, D.B., Stochastic Response Model with Application to Brand Choice, MS, 15 (1969), S. 323 - 337.

2 Vgl. JONES, J.M., A Dual-Effects Model of Brand Choice, JoMR, 7 (1970), S. 458 - 464.

3 Vgl. zum Aufbau dieser Modelle in der deutschsprachigen Literatur vor allem TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 185 - 220.

Um nun verhaltenstheoretische Aspekte bei der Markenwahl berücksichtigen zu können, werden unterschiedliche Wahrscheinlichkeitstheoretische Beziehungen zwischen den einzelnen Zufallsvariablen unterstellt, die den stochastischen Prozeß konstituieren. Aus diesen Beziehungen resultieren alternativ verhaltenstheoretisch interpretierbare Prozeßstrukturen.

Bezeichnet man zunächst mit x_i den Zustand des stochastischen Prozesses im Zeitintervall t_i ($i = 1, 2, \dots, k$), d.h. x_i ist ein Element des Zustandsraumes S

$$x_i \in S = \{1, 2, \dots, m\},$$

dann heißt ein stochastischer Prozeß "unabhängig", wenn für alle $k \geq 2$ gilt:

$$\begin{aligned} P(X(t_k) = x_k | X(t_{k-1}) = x_{k-1}, \dots, X(t_1) = x_1) \\ = P(X(t_k) = x_k) \end{aligned} \quad (2.2)$$

Der Terminus "Unabhängigkeit" beim Markenwahlprozeß bedeutet, daß die Markenwahlentscheidung eines Käufers nicht von den in früheren Perioden getroffenen Kaufentscheidungen beeinflusst wird. Die durch den wiederholten Kauf und Verbrauch von Marken einer Produktart gewonnene Verbrauchererfahrung findet also keine Berücksichtigung.

Auf dieser Unabhängigkeitsannahme baut das zero-order-Modell auf, das dementsprechend auch als "gedächtnisloses" Kaufverhaltensmodell bezeichnet wird. Kennzeichnet man die Wahlwahrscheinlichkeit der Marke A bzw. die Kaufneigung, die ein Konsument dieser Marke entgegenbringt, mit p , so beträgt die Kaufwahrscheinlichkeit für alle übrigen Erzeugnisse der Produktart $(1-p)$. Diese Wahrscheinlichkeiten werden im Prozeßverlauf als konstant unterstellt, so daß dieser Markenwahlprozeß ein "stationärer" Prozeß ist.

1 Vgl. im folgenden FERSCHL, F., Markovketten, Berlin/Heidelberg/New York 1970, S. 1 - 13.

Stationär ist ein Markenwahlprozeß stets dann, wenn für

alle $k > 1$,

alle $\{t_1, t_2, \dots, t_k\} \subset T$

und alle $z \in \mathbb{R}^+$ mit $\{t_1+z, t_2+z, \dots, t_k+z\} \subset T$ gilt:

$$\begin{aligned} & P(X(t_1) = x_1, X(t_2) = x_2, \dots, X(t_k) = x_k) \\ &= P(X(t_1+z) = x_1, X(t_2+z) = x_2, \dots, X(t_k+z) = x_k) \quad (2.3) \end{aligned}$$

Die Verteilungen des Prozesses sind somit invariant gegenüber Verschiebungen auf der Zeitachse. Ist ein Prozeß stationär und unabhängig - wie im Falle des zero-order-Markenwahlmodells - impliziert die Stationarität, daß $X(t)$ für alle $t \in T$ derselben Verteilung unterliegen. Die Stationarität ist aber keine hinreichende Bedingung für die Unabhängigkeit.

Wird das gegenwärtige Markenwahlverhalten von Kaufentscheidungen der Vergangenheit beeinflusst, weist der das Modell konstituierende Prozeß Markoveigenschaften auf. Ein stochastischer Prozeß heißt Markovprozeß, wenn für

alle $k > 3$

alle $t_1 < t_2 \dots < t_k \in T$

und beliebige $x_1, x_2, \dots, x_k \in S$ gilt:

$$\begin{aligned} & P(X(t_k) = x_k | X(t_{k-1}) = x_{k-1}, X(t_{k-2}) = x_{k-2}, \dots, X(t_1) = x_1) \\ &= P(X(t_k) = x_k | X(t_{k-1}) = x_{k-1}) \quad (2.4) \end{aligned}$$

Die derzeitige Markenwahlentscheidung hängt also von der Entscheidung ab, die in der vorherigen Periode gefällt wurde. Weiter in der Vergangenheit zurückliegende Käufe üben hingegen keinen Einfluß mehr aus. Diese einperiodische Abhängigkeit - es handelt sich daher hier um einen Markovprozeß 1. Ordnung - hat zur Konsequenz, daß die gegenwärtige Kaufneigung gegenüber der Marke A eine andere sein wird, je

nachdem ob zuvor diese oder eine der Konkurrenzmarken gekauft wurde. Kennzeichnet man Marke A mit dem Index i und das Aggregat der Konkurrenzzeugnisse mit j , gilt somit in der Regel:

$$P(X(t) = j | X(t-1) = i) \neq P(X(t) = j | X(t-1) = j), \quad i, j \in S.$$

Markovprozesse sind durch die bedingten Wahlwahrscheinlichkeiten $P(X(t) = j | X(t-1) = i)$ in der Lage, Verbrauchererfahrungen in begrenztem Umfang zu berücksichtigen. Bei einer mehrperiodischen Abhängigkeit - man spricht dann von Markovprozessen n -ter Ordnung - werden Verbrauchererfahrungen in stärkerem Maße berücksichtigt.

Markovprozesse mit diskretem Zustandsraum bezeichnet man als Markovketten¹. Die bedingten Wahrscheinlichkeiten $P(X(t) = j | X(t-1) = i)$ heißen Übergangswahrscheinlichkeiten, da sie den Übergang vom Zustand i nach Zustand j beschreiben. Hierfür wird üblicherweise die Schreibweise $p_{ij}(t-1, t)$ gewählt, die sich im Falle einer stationären Kette auf p_{ij} verkürzt. Stationäre Markovketten weisen im Prozeßverlauf konstante Übergangswahrscheinlichkeiten auf², d.h. der Prozeß erfüllt Bedingung (2.3). Dieser Kettentyp findet bei Markenwahlanalysen bislang überwiegend Verwendung.

Der stochastische Lernprozeß des Linearen Lernmodells läßt sich nicht so einfach in das allgemeine Schema stochastischer Prozesse einordnen. Wird der Lernvorgang durch eine Folge von Zufallsvariablen $X(t)$ mit $t > 0$ beschrieben, wobei

1 Der Begriff Markovkette wird in der Literatur nicht einheitlich verstanden. Teilweise werden nur Markovprozesse mit diskretem Zustands- und Parameterraum als Markovketten bezeichnet. Vgl. PARZEN, E., Stochastic Processes, San Francisco/London/Amsterdam 1962, S. 188; FERSCHL, F., Markovketten, a.a.O., S. 13.

2 In der mathematischen Statistik werden diese Markovketten als homogen bezeichnet. Da der Begriff "Homogenität" bei der Markenwahlanalyse in der Regel in einem anderen Zusammenhang Verwendung findet, wird auf den mathematisch-statistischen Terminus "homogen" verzichtet.

der stetige Zustandsraum S des Prozesses die Kaufneigung des Konsumenten gegenüber den einzelnen m Marken charakterisiert, gilt:

$$\begin{aligned} P(X(t) = i | X(t-1) = i) &= {}_iQ_1 p_i(t-1) \\ P(X(t) = j | X(t-1) = i) &= {}_iQ_2 p_i(t-1), \quad (i \neq j, i \leq m) \end{aligned} \quad (2.5)$$

${}_iQ_1$ und ${}_iQ_2$ sind mathematische Operatoren, die im Sinne allgemeiner Regelvorschriften die Kaufwahrscheinlichkeiten p_i gegenüber der Marke i periodisch erhöhen oder reduzieren. Die Kaufwahrscheinlichkeit für Marke i erhöht sich in Periode t gemäß Q_1 , wenn diese auch in $t-1$ gewählt wurde; die Kaufwahrscheinlichkeit wird durch ${}_iQ_2$ in t reduziert, wenn sich der betreffende Konsument zuvor für eine der Konkurrenzmarken entschieden hat.

Bei ${}_iQ_1 p_i(t-1)$ bzw. ${}_iQ_2 p_i(t-1)$ handelt es sich somit im Prinzip um nichtstationäre Übergangswahrscheinlichkeiten 1. Ordnung, für die man auch schreiben könnte ¹:

$$\begin{aligned} p_{ii}(t) &= {}_iQ_1 p_i(t-1) \\ p_{ij}(t) &= {}_iQ_2 p_i(t-1), \quad i \neq j \end{aligned} \quad (2.6)$$

Diese Wahrscheinlichkeiten entsprechen aber nicht den Übergangswahrscheinlichkeiten eines Markovprozesses 1. Ordnung. Infolge der periodenweisen Erhöhung bzw. Reduktion der Kaufwahrscheinlichkeiten wird - wie noch bei der Modellbetrachtung im einzelnen zu zeigen ist - der Einfluß aller in der Vergangenheit getroffenen Markenwahlentscheidungen auf die derzeitige Wahlsituation berücksichtigt. Diese Einflußnahme ist geometrisch in der Weise gewichtet, daß den Markenwahlentscheidungen der jüngsten Vergangenheit größeres Gewicht beigemessen wird als denen, die zeitlich davor getroffen wurden.

¹ Vgl. TOPRITZHOFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 168.

3.3 DIE VERHALTENSTHEORETISCHEN ERKLÄRUNGSANSÄTZE

Die wahrscheinlichkeitstheoretischen Betrachtungen stochastischer Prozesse im letzten Abschnitt haben gezeigt, daß der zero-order-Prozeß, der Markov- und der Lernprozeß gewissermaßen hierarchisch aufeinander aufbauen. Während beim zero-order-Prozeß die gegenwärtige Markenwahlentscheidung unabhängig von vorangegangenen Kaufentscheidungen ist, berücksichtigen Markovprozesse sukzessiv die Einflußnahme vergangener Einkäufe. Im Falle des stochastischen Lernprozesses ist die derzeitige Markenwahlentscheidung von der gesamten Kaufgeschichte des Konsumenten abhängig. Die Einflußnahme vergangener Kaufentscheidungen kann man als eine Art Rückkopplungseffekt betrachten, den die anglo-amerikanische Literatur treffend als "purchase event feedback" bezeichnet.

Wird Lernen als systematische Verhaltensveränderung aufgrund von Erfahrungen interpretiert, die der Konsument in seinem Gedächtnis speichert¹, spiegelt sich das Lernen in den feedback-Beziehungen der Kaufgeschichte wider. Praktisch alle der in ihren Erklärungsansätzen zwar unterschiedlichen Lerntheorien anerkennen die Maßgeblichkeit der Wiederholung von "Tätigkeiten" für die Erfahrungsbildung und damit für den Lernvorgang selbst². Besonders erfolgversprechend für eine Analyse und Prognose des Kaufverhaltens bei Konsumgütern des täglichen Bedarfs scheinen darüber hinaus jene Konzepte zu sein, die das Erlernen von Gewohnheiten hervorheben. Erlernte Gewohnheiten finden letztlich ihren Ausdruck in Gewohnheitskäufen - ein Phänomen, das gerade im Bereich alltäglich gekaufter Konsumerzeugnisse eine wichtige Rolle spielt. Gewohnheiten stellen nämlich universelle Widerstände dar, das Kaufverhaltensmuster, das die Kaufgeschichte im einzelnen darlegt,

1 Vgl. MEFFERT, H., Modelle des Käuferverhaltens..., a.a.O., S. 335.

2 Einen Überblick über die verschiedenen Lerntheorien vermittelt KROEBER-RIEL, W., Konsumentenverhalten, a.a.O., S. 200 ff.

zu ändern ¹. Diese Gewohnheiten müssen sich aber in ständigen Wiederholungskäufen bestätigen, damit ihre Bedeutung für den Kaufentscheid nicht abnimmt bzw. ganz erlöscht.

Die Gewohnheitsstärke ausschließlich aus dem beobachteten Kaufverhalten abzuleiten, ist allerdings insofern nicht unbedenklich, da sich beobachtetes Verhalten nur selten eindeutig auf erlernte Gewohnheiten zurückführen läßt. So sind z.B. mit dem Kauf eines Neuproduktes gewisse Risiken bzw. Unsicherheiten bezüglich Qualität, Geschmacksrichtung usw. verbunden, die eventuell den Konsumenten veranlassen, gewohnheitsmäßig zwischen den bekannten Marken zu wählen. Ähnliches gilt auch für Produktarten, die sich aus einer großen, für den Konsumenten nur ungenau überschaubaren Anzahl von Marken zusammensetzen. Umfassende Produktkenntnisse liegen unter Umständen deshalb nur über wenige Marken vor. Risikotheoretische Ansätze des Konsumentenverhaltens betrachten dementsprechend ein Zurückgreifen auf bekannte Marken als eine der möglichen Strategien, dem subjektiv wahrgenommenen Kaufrisiko beim Erwerb einer unbekannten oder weniger bekannten Marke vorzubeugen ².

Der Grundgedanke des Lernprozesses zur Beschreibung des Kaufverhaltens stammt aus der mathematischen Lernpsychologie ³ und baut auf der Erfahrungsbildung auf, die eine Wiederholung von "Tätigkeiten" mit sich bringt. Man unterstellt im Grundmodell, daß ein Individuum, das Stimuli ausgesetzt ist, mit bestimmten Reaktionswahrscheinlichkeiten eine der verschiedenen Handlungsmöglichkeiten ergreift. Hinsichtlich der Folgen der getroffenen Entscheidung bilden sich positive oder negative Erfahrungen, die die mathematische Lernpsychologie unter dem Aspekt des "Belohnt-" bzw. des "Bestraftwerdens" betrach-

1 Vgl. WACK, P., Eine Theorie..., a.a.O., S. 38.

2 Vgl. KROEBER-RIEL, W., Konsumentenverhalten, a.a.O., S. 187 ff.

3 Vgl. die grundlegenden Arbeiten von ESTES, W.K., Toward a Statistical Theory of Learning, PR, 57 (1950), S. 94 ff und BUSH, R.R., MOSTELLER, F., A Mathematical Model of Simple Learning, PR, 58 (1951), S. 313 ff.

tet. Diese Erfahrungswerte beeinflussen maßgeblich das künftige Verhalten. So erhöht sich beim Eintritt der gleichen Stimuli die Wahrscheinlichkeit, wiederum in gleicher Weise zu reagieren, wenn das Individuum zuvor "belohnt" wurde. Die Wahrscheinlichkeit sinkt hingegen, wenn eine "Bestrafung" vorangegangen ist. Fortgesetztes "Belohnen" und "Bestrafen" führt somit zu einer auf Erfahrung aufgebauten, systematischen Verhaltensänderung, d.h. das Individuum lernt. KUEHN¹ hat diese Prinzip mit gewissen Abstrichen auf das Kaufverhalten der Endverbraucher gegenüber den Produkten des täglichen Bedarfs übertragen.

Das Lernen bestimmter Markenwahlentscheidungen wird formal durch die Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten anhand einer linearen Funktion zum Ausdruck gebracht. Die dabei vorgenommene, abnehmende Gewichtung der Einflußnahme vergangener Käufe auf die derzeitige Entscheidungssituation ist als Vergessensmechanismus zu interpretieren.

Die Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten erfolgt ausschließlich in Abhängigkeit von der Häufigkeit, mit der man einzelne Marken erwirbt. Damit wird im Linearen Lernmodell formal der Bewertungsaspekt "negative" oder "positive" Verbrauchererfahrung ausgeschlossen, der jedoch im Belohnungs- und Bestrafungsmoment der psychologischen Lerntheorie zum Ausdruck kommt². Das gilt in gleicher Weise für andere stochastische Prozeßmodelle des Käuferverhaltens, auch wenn diese Ansätze kaufverhaltenstheoretische Aspekte nicht in einem solchen Umfang berücksichtigen. Gerade die Erfahrung, die ein

1 Vgl. KUEHN, A.A., Consumer Brand Choice - A Learning Process? JoAR, 2 (1962), S. 10 ff.

2 Vgl. zur Frage, inwieweit strukturelle Unterschiede zwischen dem psychologischen Lernmodell und dem Linearen Lernmodell des Kaufverhaltens bestehen, HAINES, G.H., Jr., Consumer Behavior. Learning Models of Purchasing, New York 1969, S. 84 ff; KOTLER, Ph., Marketing Decision Making - A Model Building Approach, New York 1971, S. 506; TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 164 ff.

Konsument mit einer Marke macht, ist aber - realistisch betrachtet - im Vergleich zum physischen Kauf selbst die bedeutungsvollere Determinante ¹. Andererseits erwirbt aber jeder Konsument nur dann wiederholt eine Marke, wenn sie auch hinsichtlich Qualität, Geschmacksrichtung, usw. seinen Vorstellungen entspricht. Das bedeutet, daß letztlich auch der Bewertungsaspekt im Rahmen diese und anderer stochastischer Prozeßansätze erfaßt wird. Lernen im Lernmodell ist demnach als Ergebnis eines sich gewohnheitsmäßig entwickelnden Kaufentscheidungsprozesses zu betrachten, dessen Effizienz unmittelbar mit der häufigen Wiederholung der Kaufhandlungen verknüpft ist.

Markovprozesse sind einer lerntheoretischen Interpretation in diesem Umfang nicht zugänglich. Der Lerneffekt beschränkt sich je nach der Ordnung des Prozesses auf eine bestimmte Anzahl vergangener Kaufentscheidungen. Ihre Einflußnahme auf die künftige Markenwahlentscheidung ist im Gegensatz zum linearen Lernmodell jeweils gleichgewichtig, so daß der überaus plausible Vergessenseffekt modellmäßig nicht erfaßt wird. Da die Prozesse in der Regel auch stationär sind, kann sich fortgesetztes Lernen mit variierenden Kaufwahrscheinlichkeiten nach Maßgabe des jeweils gekauften Markenerzeugnisses nicht entwickeln.

Bei dem in der Literatur fast ausschließlich verwendeten Markovprozeß 1. Ordnung ergeben sich eine Reihe weiterer verhaltenstheoretischer Probleme. So ist es auf den ersten Blick wenig überzeugend, daß sich der Lerneffekt nur auf eine Periode erstreckt und somit die Verbrauchererfahrungen der Vorperioden modellmäßig keinen Einfluß auf die künftige Markenwahlentscheidung ausüben. Empirische Ergebnisse zeigen andererseits, daß diese Prämisse und sogar die Annahme der Unabhängigkeit zeitlich aufeinander folgender Kaufentscheidungen

¹ Vgl. MacLACHLAN, D.L., Market Response Demand Models: A Comparison of Variable Markov and Distributed-Lag Approaches, Ph.D.Diss., Berkely 1971, S. 65.

teilweise durchaus berechtigt ist ¹. Das scheint vornehmlich für jene Gruppen von Konsumenten zu gelten, deren Präferenzen jeweils auf eine bestimmte Marke innerhalb einer Produktart fixiert sind ². Abgesehen vom möglichen realen Bezug der Prämisse der 1. Ordnung kann sie darüber hinaus zu interpretationsmäßigen Schwierigkeiten führen. So ist z.B. im Falle gleicher Übergangswahrscheinlichkeiten ein Markenwechsel zu einem neu eingeführten Konkurrenzprodukt als Ausdruck eines Probierkaufes lerntheoretisch in gleicher Weise zu interpretieren wie ein Markenwechsel zwischen zwei, dem Konsumenten bekannten Marken.

Im zero-order-Modell findet die Lerntheorie aufgrund der Unabhängigkeitsannahme aufeinander folgender Wahlakte formal keine Berücksichtigung. Diese Situation schließt - vom lerntheoretischen Standpunkt aus betrachtet - auf den ersten Blick eigentlich jegliche Verbrauchererfahrung aus. Die Ergebnisse zahlreicher Studien rechtfertigen aber auch folgende Argumentation ³: Solange Markenwahlentscheidungen gewissermaßen im Rahmen einer Suchphase gefällt werden, d.h. solange mit jedem Kauf die Verbrauchererfahrung wächst, liefert der Lern- oder der Markovprozeß sicherlich eine angemessenere Beschreibung des Kaufverhaltens. Ist hingegen diese Phase überwunden und haben sich die Verbrauchererfahrungen konsolidiert, kann unter Umständen das Kaufverhalten erfolgreich auch anhand eines Prozeßansatzes modelliert werden, der Lerneffekte formal ausschließt. In solchen Kaufverhaltenssituationen ist anzunehmen, daß der Konsument ausgeprägte Präferenzen gegenüber einer begrenzten Anzahl von Marken entwickelt hat und meistens auch nur diese in die engere Auswahl einbezieht ⁴. Wie groß

1 Vgl. FRANK, R.E., Brand Choice as a Probability Process, JoB, 35 (1962), S. 43 ff.

2 Vgl. MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 129.

3 Vgl. z.B. dieselben, S. 179 ff.

4 Vgl. AAKER, D.A., The Long-Term-Value of Temporary Price Reductions, Ph.D.Diss., Stanford University 1969, S. 19.

die Zahl dieser Marken ist, hängt von einer Vielzahl von Determinanten ab. Hierzu zählen u.a. die Kaufhäufigkeit ¹, die Bedeutung der Produktart für den Konsumenten, der Informationsstand und das wahrgenommene Kaufrisiko hinsichtlich Preis, Qualität usw. ². Im statistischen Sinne sind daher die zeitlich aufeinander folgenden Kaufakte zwar unabhängig, nicht aber vom verhaltenstheoretischen Standpunkt aus.

Vergleichbare Konsequenzen resultieren auch aus Kaufentscheidungen, die sich aus lerntheoretischer Sicht nicht interpretieren lassen. Das gilt z.B. für das Kaufverhalten einer Hausfrau, die den unterschiedlich ausgerichteten Präferenzen einzelner Haushaltsmitglieder jeweils wahlweise in aufeinander folgenden Markenkäufen gerecht zu werden versucht ³. Darüber hinaus sollte man stets bedenken, daß bei vielen Kaufgelegenheiten situationsbedingte Faktoren etwa in Form von Sonderangeboten, begrenzten Sortimenten usw. Determinanten des Wahlverhaltens darstellen können, die die erlernte Verbrauchererfahrung an Bedeutung übertreffen ⁴. Diese relativ einfachen, aber durchaus realistischen Erklärungsversuche machen deutlich, daß keinerlei Veranlassung dazu besteht, den zero-order-Markenvahlprozeß aufgrund der Unabhängigkeitsannahme der Kaufhandlungen als "gedächtnislosen" Modellansatz abzuqualifizieren.

1 Vgl. SHUCHMAN, A., Are There Laws of Consumer Behavior? JoAR, 8 (1968), S. 21 ff.

2 Vgl. OSTLUND, L.E., Evoked Set Size: Some Empirical Results, in: Increasing Marketing Productivity. Conceptual and Methodological Foundations of Marketing, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1973, Hrsg. T.V. GREER, American Marketing Association, Chicago 1974, S. 226 ff; BETTMAN, J.R., NAKANISHI, M., The Interrelationships among Perceived Risk, Information, and the Acceptable Brand Set, JoB, 5 (1973), S. 37 ff.

3 Vgl. JACOBY, J., KYNER, D.B., Brand Loyalty Vs. Repeat Purchasing Behavior, JoMR, 10 (1973), S. 2.

4 Vgl. MONTGOMERY, D.B., RYANS, A.B., Stochastic Models of Consumer Behavior, in: Consumer Behavior: Theoretical Sources, Hrsg. S. WARD, T.S. ROBERTSON, Englewood Cliffs, N.J., 1973, S. 527 f.

4 MODELLE DER MARKENWAHLENTSCHEIDUNG

Stochastische Markenwahlmodelle analysieren und prognostizieren das Kaufverhalten der Konsumenten anhand von Marktanteilen der Marken, die eine Produktart bilden. Marktanteile - definiert als das Verhältnis vom mengenmäßigen Absatz eines Anbieters zum Gesamtumsatz der betreffenden Produktart in einer Berichtsperiode ¹ - spiegeln den Grad der Ausschöpfung des Marktvolumens wider ² und kennzeichnen somit die Marktposition eines Herstellers. Die Verwendung des Marktanteils als Maßgröße der Marktreaktion ist dabei unabhängig vom Einfluß von Umweltvariablen (Saisoneffekte, Trendverläufe, usw.) auf den Unternehmensabsatz - ein Vorteil, den verschiedene Autoren der Marketingliteratur betonen ³. Andererseits können aber gegebenenfalls wirkungsbedingte Erweiterungseffekte des Marktvolumens infolge absatzpolitischer Maßnahmen der Hersteller nicht erfaßt werden.

Wenn auch in der Marktanteilmessung prinzipiell nur eine der möglichen Formen des Umsatzdenkens im Rahmen der Absatzziele eines Unternehmens zum Ausdruck kommt, gewinnt diese Erfolgskennziffer große Bedeutung für weitgehend gesättigte Märkte ⁴. Marktpotential und Marktvolumen weichen hier kaum voneinander ab, so daß wesentliche Umsatzsteigerungen in erster Linie nur durch den Einbruch in die Marktanteile der Mitkonkurrenten

1 Vgl. die umfassendere Definition bei GREIPL, E., Bestimmung und Würdigung von Marktanteilen, in: Erfolgskontrolle im Marketing, Schriften zum Marketing, Bd. 1, Hrsg. F. BÖCKER, E. DICHTL, Berlin 1975, S. 101 ff.

2 Vgl. MEFFERT, H., Marketing, a.a.O., S. 74; BUZZELL, R.D., BRADLEY, T.G., SULTAN, R.G.M., Market Share - a Key to Profitability, HBR, 53 (1975), S. 97 ff.

3 Vgl. z.B. MONTGOMERY, D.B., SILK, A.J., Estimating Dynamic Effects of Market Communications Expenditures, MS, 18 (1972), S. B-487; WILDT, A.R., Multifirm Analysis of Competitive Decision Variables, a.a.O., S. 52.

4 Vgl. z.B. BRUNS, J., Die Prognose von Marktanteilen mittels Markov-Ketten, "forschen-planen-entscheiden", 3 (1967), S. 65.

zu erzielen sind ¹. Diese Entwicklung kennzeichnet viele Bereiche des Konsumgütermarktes des täglichen Bedarfs. Untersuchungen haben dort gezeigt, daß selbst bei Produktneueinführungen großes Interesse an Marktanteilsprognosen besteht ². Regressionsanalysen, Trendschätzungen und ähnliche Analyse- und Prognosetechniken sind für diese Aufgaben nur bedingt verwendbar.

Die Marktanteilsdefinition setzt eine eindeutige Marktabgrenzung voraus, die sämtliche wichtigen Konkurrenzbeziehungen erfaßt. Dieses Problem ist teilweise nur anhand der konkreten Zielsetzung einer Analyse und Prognose zu lösen. Bei einer Untersuchung des Markenwahlverhaltens gegenüber Kaffee könnte sich z.B. die Frage stellen, ob löslicher Pulverkaffee und gewöhnlicher Bohnenkaffee als Substitutionsprodukte oder als unmittelbar konkurrierende Erzeugnisse einer Produktart zu betrachten sind ³. Um ferner eine oligopolistische Modellstruktur zu gewährleisten, sind Kriterien zu erarbeiten, die die Bildung von Aggregatmarken für die Konkurrenzzeugnisse mit geringer Marktgeltung gestatten. Bei einer atomistischen Modellstruktur wären gerade diese Marktanteilsschätzungen mit kaum akzeptablen Fehlerquoten behaftet ⁴.

Die folgenden Erörterungen gehen zunächst davon aus, daß die konkurrierenden Marken nur in gleicher Produktart erhältlich sind. Diese sicherlich unrealistische Prämisse wird in den darauf folgenden Abschnitten teilweise weitgehend revidiert. Im Vordergrund steht ferner eine markoanalytische Kaufverhaltensbetrachtung.

1 Vgl. MEFFERT, H., Marketing, a.a.O., S. 187.

2 Vgl. HAASE, W., Ein stochastisches Modell zur Prognose des Konsumentenverhaltens, Köln 1973, S. 22.

3 Vgl. SCHAICH, E., Eine Nachfragetheorie ohne Nachfragefunktion, Diss., München 1967, S. 134; TELSER, L.G., The Demand for Branded Goods as Estimated from Consumer Panel Data, RoEaS, 44 (1962), S. 313 ff.

4 Vgl. z.B. KNOBLICH, H., Marktanteilsprognose mit Hilfe von Verbraucherpanels, in: Der Markt, 9 (1970), S. 42.

4.1 DAS ZERO-ORDER-MODELL

Das mathematisch einfachste Prozeßmodell des Markenwahlverhaltens ist das zero-order-Modell, mit dessen Erörterung zugleich eine Einführung in die Problematik stochastischer Kaufverhaltensmodelle gegeben wird. Dem Ansatz liegt die Kaufverhaltensannahme zugrunde, daß die zeitlich aufeinander folgenden Markenkäufe unabhängig voneinander erfolgen. Das Modell wird daher in der Literatur teilweise auch als Markovmodell 0. Ordnung bezeichnet.

4.1.1 DAS MATHEMATISCH-STATISTISCHE GRUNDMODELL

Der individuelle Konsument trifft seine Markenwahlentscheidungen formal gleichsam "ohne Gedächtnis" mit einer im Prozeßverlauf konstanten Kaufneigung. Innerhalb eines Zeitintervalls von beispielsweise einer oder zwei Wochen tritt er regelmäßig wieder als Käufer einer der $i = 1, 2, \dots, m$ Konkurrenzmarken auf, die er mit der Kaufneigung p_i auswählt. Da die Präferenzstruktur gegenüber den einzelnen Marken durch Kaufwahrscheinlichkeiten beschrieben wird, gilt $\sum p_i = 1$.

Die Kaufentscheidungen eines Konsumenten in den Kaufperioden $t = 1, 2, \dots$ sind infolge der Unabhängigkeit der einzelnen Markenwahlakte als ein Zufallsexperiment im Sinne eines verallgemeinerten Bernoullischemas mit insgesamt m Ausprägungen zu interpretieren. Jeder Zustand des Prozesses repräsentiert damit eine Marke, so daß der zero-order-Prozeß folglich m Zustände aufweist.

$P(v_1, \dots, v_i, \dots, v_m)$ ist dann die Wahrscheinlichkeit, in insgesamt t^* Kaufperioden die Marke $1, \dots, i, \dots, m$ genau v_1 -mal, $\dots$, v_i -mal, $\dots$, v_m -mal zu kaufen; dementsprechend muß $(0 > v_i > t^*)$ und $\sum_{i=1}^m v_i = t^*$ gelten. Diese Wahrscheinlichkeit

läßt sich anhand der Multinomialverteilung bestimmen, d.h.

$$P(v_1, \dots, v_i, \dots, v_m) = \frac{t^*!}{v_1! \cdot \dots \cdot v_m!} p_1^{v_1} \cdot \dots \cdot p_i^{v_i} \cdot \dots \cdot p_m^{v_m} \quad (4.1)$$

Individuelles Markenwahlverhalten ist im Falle der Homogenität auf recht einfache Weise zu aggregieren, da bei Gültigkeit dieser Prämisse alle n Konsumenten die einzelnen Marken mit gleichen Kaufwahrscheinlichkeiten p_i präferieren. Füllen die Käufer ihre Markenwahlentscheidungen ebenfalls untereinander unabhängig, ergeben sich dementsprechend $s = n \cdot t^*$ unabhängige Markenwahlvorgänge.

Bei homogenem Kaufverhalten ist dann $P(u_1, \dots, u_i, \dots, u_m)$ die Wahrscheinlichkeit, daß in t^* Kaufperioden die Marken $1, \dots, i, \dots, m$ genau u_1 -mal, $\dots$, u_i -mal, $\dots$, u_m -mal gekauft werden, wobei $(0 \leq u_i \leq s)$ und $\sum_{i=1}^m u_i = s$ gilt. Nach der Multinomialverteilung ist diese Wahrscheinlichkeit durch

$$P(u_1, \dots, u_i, \dots, u_m) = \frac{s!}{u_1! \cdot \dots \cdot u_m!} p_1^{u_1} \cdot \dots \cdot p_i^{u_i} \cdot \dots \cdot p_m^{u_m} \quad (4.2)$$

bestimmt.

Fragt man hingegen nach der Wahrscheinlichkeit $P(u_i)$, nämlich den Kauf der Marke i genau u_i -mal zu beobachten, läßt sich die Multinomialverteilung in das einfache Bernoullischema mit nur zwei möglichen Ausprägungen umformen. Dementsprechend wird nur noch der Kauf der Marke i oder die Wahl eines Konkurrenzproduktes betrachtet. Es erfolgt damit gewissermaßen eine Zusammenfassung des Zustandsraumes des Markenwahlprozesses. Für $P(u_i)$ ergibt sich dann:

$$P(u_i) = \frac{s!}{u_i! (s-u_i)!} p_i^{u_i} (1-p_i)^{s-u_i} \quad (4.3)$$

Die Zufallsvariable U_i ist binomialverteilt mit den Parametern s und p_i . Erwartungswert und Varianz dieser Zufallsvariablen berechnen sich nach:

$$E[U_i] = s p_i \quad (4.4)$$

$$V[U_i] = s p_i (1-p_i) \quad (4.5)$$

Bezeichnet M_i als Zufallsvariable den Marktanteil der Marke i , d.h. $M_i = U_i/s$, folgt:

$$E[M_i] = p_i \quad (4.6)$$

$$V[M_i] = \frac{p_i (1-p_i)}{s} \quad (4.7)$$

Der Erwartungswert des Marktanteils jeder Marke entspricht somit den im Zeitablauf konstanten Kaufwahrscheinlichkeiten aller Konsumenten. Die Varianz der Marktanteile fällt umso kleiner aus, je größer die Anzahl der einbezogenen Marktwahlentscheidungen ist.

Die Annahme gleicher Kaufwahrscheinlichkeiten für alle Konsumenten widerspricht dem tatsächlich heterogenen Kaufverhalten in jeder Beziehung. Aus diesem Grunde ist es unumgänglich, die Homogenitätsprämisse aufzugeben und durchschnittliche Kaufwahrscheinlichkeiten zu bestimmen. Damit läßt sich zumindest das Marktwahlverhalten eines "Durchschnittskonsumenten" kennzeichnen.

Präferiert jeder Konsument l , $l = 1, 2, \dots, n$, die einzelnen m Marken mit der individuellen Wahrscheinlichkeit $p_i(l)$, ergibt sich als durchschnittliche Kaufwahrscheinlichkeit $\bar{p}_i$ für Marke i ¹:

¹ Vgl. im folgenden SCHAICH, E., Eine Nachfragetheorie..., a.a.O., S. 40 f.

$$\bar{p}_i = \frac{\sum_{l=1}^n p_i(l)}{n} \quad (4.8)$$

Die insgesamt $s = n \cdot t^*$ Markenwahlvorgänge sollen ebenfalls unabhängig voneinander erfolgen. Bezeichnet $N_i(t)$ als Zufallsvariable die Anzahl der Käufer, die in der Periode $t = 1, 2, \dots$ jeweils die Marke 1 wählen, sowie U_i als Zufallsvariable die Zahl der Konsumenten, die sich in insgesamt t^* Kaufperioden für Marke i entscheiden, gilt:

$$E[U_i] = E\left[\sum_{t=1}^{t^*} N_i(t)\right] = \sum_{t=1}^{t^*} E[N_i(t)] = t^* n \bar{p}_i \quad (4.9)$$

Die Varianz der Summe unabhängiger Zufallsvariablen ist gleich der Summe der Einzelvarianzen. Daher ergeben sich die Varianzen der $N_i(t)$, die sich aus den unabhängigen 0-1 Variablen "Kauf" oder "Nichtkauf" der Marke i der n Konsumenten zusammensetzen, aus der Summe dieser binomialverteilten Zufallsvariablen als

$$V[N_i(t)] = \sum_{l=1}^n p_i(l) (1-p_i(l)) \quad \text{für alle } t.$$

Daraus erhält man:

$$V[U_i] = t^* V[N_i(t)] = t^* \sum_{l=1}^n p_i(l) (1-p_i(l)) \quad (4.10)$$

Kennzeichnet nun M_i wiederum als Zufallsvariable den Marktanteil $M_i = U_i/s$ der Marke i , so gilt:

$$E[M_i] = \bar{p}_i \quad (4.11)$$

$$V[M_i] = \frac{1}{n^2 t^*} \sum_{l=1}^n p_i(l) (1-p_i(l)) \quad (4.12)$$

Der Erwartungswert des i -ten Marktanteils entspricht folglich der durchschnittlichen Kaufwahrscheinlichkeit dieser Marke. Die Varianz der Marktanteile fällt hierbei wiederum umso geringer aus, je größer die Anzahl der n Konsumenten und der t^* Kaufperioden ist.

4.1.2 DIE MARKTDIAGNOSTISCHEN AUSSAGEMÖGLICHKEITEN

Die durchschnittlichen Kaufwahrscheinlichkeiten der Marken sind als Maximum-Likelihood-Schätzwerte $\hat{p}_i = n_i/n$ anhand der vom Haushaltspanel gelieferten Kaufgeschichten in einfacher Weise zu bestimmen¹. Hierbei kennzeichnet n den Stichprobenumfang des Panels und n_i die Zahl der Käufer von Marke i .

Mit den im Prozeßverlauf als konstant unterstellten durchschnittlichen Kaufwahrscheinlichkeiten werden stets gleichbleibende Marktanteile für die m Marken "prognostiziert". Die Anteilswerte können lediglich im Rahmen von Zufallsabweichungen schwanken. Das Modell beschreibt somit eine Marktphase, die eine Gleichgewichtssituation darstellt. Das Kaufverhalten der Nachfrager hat sich in einer solchen Marktsituation konsolidiert; das eingesetzte absatzpolitische Instrumentarium der Hersteller gibt keine unmittelbaren Anstöße mehr, das bisherige, gewohnheitsmäßige Kaufverhaltensmuster zu ändern.

¹ Vgl. eine entsprechende "Kleinste Quadrate"-Schätzung (KQ-Schätzung, siehe S. 225 ff) von Marktanteilen bzw. durchschnittlichen Kaufwahrscheinlichkeiten, der ebenfalls t^* Kaufperioden zugrunde liegen. Man unterstellt hier, daß die pro Periode anfallenden Markenwahlentscheidungen einzelner Konsumenten unbekannt sind und nur die Marktanteile der m Marken aller t^* Kaufperioden vorliegen. Der t^* umfassende i -te Marktanteil dieser KQ-Schätzung, die aufgrund eines Lagrange-Ansatzes auch die Nebenbedingung $\sum m_i = 1$ berücksichtigt, entspricht dem arithmetischen Mittel der einzelnen Periodenanteile der Marke i . Diese Schätzung ist somit mit einer Maximum-Likelihood-Schätzung identisch. Vgl. TELSER, L.G., Least-Square Estimates of Transition Probabilities, in: Measurement in Economics, Hrsg. D. PATINKIN, Stanford University Press 1963, S. 274 ff.

In dieser gleichsam "statischen" Marktsituation liefert das Modell aufgrund der Unabhängigkeitsannahme der zeitlich aufeinander folgenden Kaufhandlungen nur wenig Einblick in das Markenwieder- und Markenwechselkaufverhalten. Eine solche Kaufverhaltensdifferenzierung gibt aber erst Aufschluß über markenspezifische Konkurrenzbeziehungen. Nur dann lassen sich z.B. die Fragen beantworten, ob eine Marke vorwiegend vom gleichen Kundenstamm gekauft wird oder wie hoch im Durchschnitt der Anteil jener Nachfrager ist, die ein Hersteller pro Periode als Käufer von den einzelnen Konkurrenzmarken gewinnt bzw. markenspezifisch an diese verliert. Über dieses Markenwieder- und Markenwechselkaufverhalten können aus dem Modellansatz lediglich allgemeine Angaben anhand der Größenordnung der betreffenden Marktanteile abgeleitet werden. Denn der Wiederkauf einer Marke ist im Durchschnitt umso wahrscheinlicher, je größer der Marktanteil einer Marke ist.

Diese an sich triviale These ¹ kann man in Form einer Kennzahl fassen, die die Retentionsfähigkeit eines Produktes beschreibt. Damit ist die Fähigkeit angesprochen, einmal gewonnene Käufer im Zeitablauf auch weiterhin an sich zu binden. Als Indikator für diese Markeneigenschaft bietet sich die durchschnittliche Zahl jener Käufe an, die in ununterbrochener Folge ausschließlich zugunsten einer Marke ausfallen.

Die Zahl der Kaufgelegenheiten, in denen die Konsumenten infolge der fortlaufenden Wahl der Marke i im Zustand i verweilen, ist als Zufallsvariable Z_i zu betrachten. Wird in t Perioden ausschließlich die Marke i gekauft, findet folglich $(t-1)$ -mal mit der Kaufwahrscheinlichkeit $\bar{p}_i$ eine Wiederwahl dieser Marke statt, während anläßlich des t -ten Einkaufs mit der Wahrscheinlichkeit $(1-\bar{p}_i)$ ein Markenwechsel zu einem Konkurrenzsergebnis erfolgt. Formal gilt:

¹ Vgl. u.a. FARLEY, J.U., Why Does "Brand Loyalty" Vary Over Products? JoMR, 1 (1964), S. 14.

$$P(Z_i=t) = \bar{p}_i^{t-1} (1-\bar{p}_i) \quad (4.13)$$

Die Zufallsvariable Z_i ist geometrisch verteilt. Die gesuchte durchschnittliche Verweildauer bei Marke i ergibt sich dann als Erwartungswert der geometrischen Verteilung. Dieser ist bestimmt durch

$$E[Z_i] = \frac{1}{1-\bar{p}_i} \quad (4.14)$$

Durchschnittlich wird somit die Marke i umso häufiger in fortlaufender Reihenfolge wiedergewählt, je größer die durchschnittliche Kaufwahrscheinlichkeit bzw. der Marktanteil ist. Diese Schlußfolgerung läßt sich auch absatzpolitisch rechtfertigen, da marktdominierende Marken einen hohen Distributionsgrad aufweisen.

Vergleichbar ähnlich allgemeine Aussagen sind für das Markenwechselkaufverhalten abzugeben. Ausgehend von einer bestimmten Kaufwahrscheinlichkeit $\bar{p}_i$ für Marke i ist es bei der kommenden Kaufgelegenheit im Falle eines Markenwechsels durchschnittlich wahrscheinlicher, ein Konkurrenzzeugnis mit größerem Marktanteil zu kaufen als eine Marke mit geringerer Marktgeltung. Diese an sich wiederum triviale Kaufverhaltensthese folgt aus der Konstanz des Kaufneigungsvektors $\bar{\mathbf{p}} = (\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_m)$ im Prozeßverlauf sowie aus der Unabhängigkeit der einzelnen aufeinander folgenden Kaufakte. Die durchschnittliche Wahrscheinlichkeit eines Markenwechsels $\bar{p}_{(i,j)}$, d.h. die gemeinsame Wahrscheinlichkeit, die Marke i in Periode t und die Marke j in $t+1$ zu kaufen, kann wegen der stochastischen Unabhängigkeit der Kaufentscheidungen berechnet werden als:

$$\bar{p}_{(i,j)} = \bar{p}_i \bar{p}_j \quad (4.15)$$

Weist Marke j einen größeren Marktanteil auf als j' , d.h. $\bar{p}_j > \bar{p}_{j'}$, so gilt bei $\bar{p}_i$ auch $\bar{p}_{(i,j)} > \bar{p}_{(i,j')}$.

Die Konstanz der Kaufneigungsvektoren sowie die Unabhängigkeit der einzelnen aufeinander folgenden Einkäufe führt noch zu einer weiteren Konsequenz im modellmäßigen Markenwechselkaufverhalten. Betrachtet man nicht $\bar{p}_{(i,j)}$, sondern die durchschnittliche Markenwechselwahrscheinlichkeit $\bar{p}_{(j,i)}$ von Marke j nach i , ergibt sich

$$\bar{p}_{(j,i)} = \bar{p}_j \bar{p}_i$$

und somit

$$\bar{p}_{(j,i)} = \bar{p}_{(i,j)} \quad (4.16)$$

Der Erwartungswert von $N_{(i,j)}$, der Anzahl jener Konsumenten, die durchschnittlich zunächst die Marke i kaufen und sich anschließend bei der kommenden Kaufgelegenheit für Marke j entscheiden, ist durch ¹

$$E[N_{(i,j)}] = n \bar{p}_i \bar{p}_j \quad (4.17)$$

bestimmt. Damit gilt auch

$$E[N_{(j,i)}] = n \bar{p}_j \bar{p}_i$$

und entsprechend

$$E[N_{(j,i)}] = E[N_{(i,j)}] \quad (4.18)$$

Die erwartete Anzahl von Markenwechslern von Marke i nach j bzw. von Marke j nach i gleicht sich im Rahmen des zero-order-Modells in jeder Kaufperiode aus. Da i und j zwei beliebige Marken sind, findet dieser Ausgleich jeweils für alle m Marken statt. Diese Kaufverhaltensthese, die KALWANI und MORRISON als "Law of Detailed Balancing" bezeichnen ², ist

¹ Vgl. (4.9) auf S. 56.

² Vgl. KALWANI, M.U., MORRISON, D.G., A Parsimonious Description of the Hendry System, MS, 23 (1977), S. 468 f.

realistisch betrachtet generell sicherlich nicht haltbar. Man könnte sich die Bedingung (4.18) bei im Zeitablauf konstanten Marktanteilen ebenfalls in Gestalt einer Ungleichung vorstellen. Das würde bedeuten, daß nunmehr kein markenspezifischer Ausgleich stattfindet, sondern lediglich ein Ausgleich zwischen jenen Käufern, die eine Marke pro Periode aufgrund des Markenwechselkaufverhaltens an die $m-1$ Konkurrenzserzeugnisse insgesamt verliert bzw. von ihnen gewinnt.

Eine Bestimmung der Varianzen der Marktanteile nach (4.12) mit dem Ziel, Konfidenzintervalle zu schätzen, läßt sich nur vornehmen, wenn man zuvor die individuellen Kaufwahrscheinlichkeiten bestimmt, d.h. $E[M_i(1)] = p_i(1)$. Die Ermittlung von Konfidenzintervallen wird jedoch dadurch erschwert, weil die Binomialverteilung nicht zu den reproduzierbaren Verteilungen zählt. Die Summenvariable M_i , die sich aus den $M_i(1)$ zusammensetzt, ist daher nicht mehr binomialverteilt. Liegt aber $\sqrt{\hat{V}[M_i]}$ vor, kann man als Ersatz für ein genaues Konfidenzintervall anhand der TSCHEBYSCHEFFSchen Ungleichung

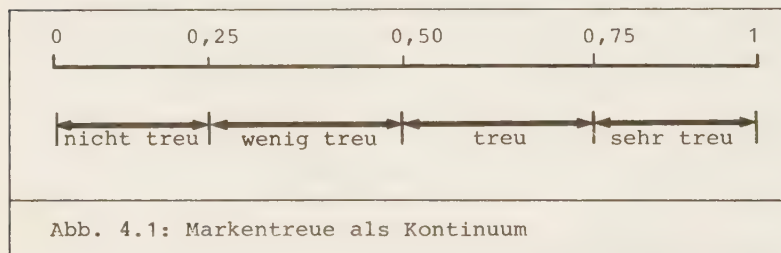
$$P\left(\left|M_i - \hat{E}[M_i]\right| \geq \zeta \sqrt{\hat{V}[M_i]}\right) \leq \frac{1}{\zeta^2}, \quad 0 > \zeta \quad (4.19)$$

beliebige Intervalle der Breite $2\zeta \sqrt{\hat{V}[M_i]}$ um den erwarteten mittleren Marktanteil der Marke i schlagen. Damit sind Mindestwahrscheinlichkeiten dafür bestimmt, daß M_i nicht mehr als das ζ -fache der Standardabweichung $\sqrt{\hat{V}[M_i]}$ vom erwarteten mittleren Marktanteil abweicht.

Entschließt man sich zur Schätzung der individuellen Kaufwahrscheinlichkeiten, sollte man auch die Möglichkeit wahrnehmen, das Kaufverhalten aller Konsumenten entsprechend der Kaufanteile der interessierenden Marken bzw. Markenagglomerate zu klassifizieren. Damit zeichnet sich zumindest in etwa die Struktur der Präferenzverteilung des Marktes ab. Eine derartige Klassifizierung muß notgedrungen immer

oberflächlich bleiben. Sie stützt sich nämlich ausschließlich auf die Markenwahlperspektive, während andere Dimensionen des Kaufverhaltens sowie sozioökonomische und psychologische Einflußfaktoren nicht berücksichtigt werden.

Eine Klassifizierung des Konsumentenverhaltens im Rahmen des zero-order-Modells orientiert sich zwangsläufig an der gezeigten Wertschätzung einer Marke gegenüber, d.h. an der Markentreue. Die erforderliche Operationalisierung des Begriffs könnte beispielsweise in der Art vorgenommen werden, daß man Markentreue in Form eines Kontinuums mit folgenden Abstufungen abbildet:



Die Grenzen der Abstufungen in Abb. 4.1 sind im konkreten Fall an der Anzahl der Marken einer Produktart auszurichten. So zeichnet sich die Präferenzstruktur eines Konsumenten, der sich "absolut" nicht markentreu verhält, durch identische Kaufwahrscheinlichkeiten aus; ihr numerischer Wert bestimmt sich nach

$$p_1 = \dots p_1 = \dots p_m = 1/m .$$

Allerdings ist die Definition der Markentreue hinsichtlich eines einzigen Produktes keineswegs problemlos, da die Kaufwahrscheinlichkeiten der restlichen $m-1$ Marken nicht in Betracht gezogen werden. Das wird unmittelbar deutlich, wenn

man in Tab. 4.1 die individuellen multinomialverteilten Kaufwahrscheinlichkeiten von fünf Marken einer Produktart betrachtet.

Konsument K	Kaufwahrscheinlichkeiten p_i					Σ
	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	
I	1/2	1/8	1/8	1/8	1/8	1
II	1/2	0	1/2	0	0	1

Tab. 4.1: Individuelle multinomialverteilte Kaufwahrscheinlichkeiten p_i

Konsument I greift nach einer Reihe von Probierkäufen zu 50 % immer wieder auf die Marke $i = 1$ zurück, die man daher als Markenfavorit dieses Verbrauchers bezeichnen kann. Hingegen pendelt Konsument II ausschließlich zwischen den Marken $i = 1$ und $i = 3$. Zeigt damit der Konsument II ein höheres Maß an Markentreue gegenüber dem Produkt $i = 1$, auch wenn sich für beide Verbraucher $\sum_{i=2}^5 p_i = 0,5$ ergibt?

Eine umfassendere Operationalisierung der Markentreue ist aus informationstheoretischen Überlegungen abzuleiten¹. Diese Form der Operationalisierung erfaßt die Ausprägungen aller individuellen multinomialverteilten Kaufwahrscheinlichkeiten und beschreibt deshalb die generellen Tendenzen markentreuen Kaufverhaltens innerhalb einer Produktart. Individuelle Kaufverhaltensvergleiche bauen folglich auf einer größeren Informationsbasis auf.

Zur Erläuterung der wichtigsten informationstheoretischen Grundlagen bezeichnet p_i im folgenden zunächst nicht die Markenvahlwahrscheinlichkeit der Marke i , sondern die Eintritts-

1 Vgl. CARMAN, J.M., Correlates of Brand Loyalty: Some Positive Results, JoMR, 7 (1970), S. 75 f.

wahrscheinlichkeit eines beliebigen, zufälligen Ereignisses i mit $i = 1, 2, \dots, m$. Die Informationstheorie beschreibt dann den Informationsgehalt $\psi(p_i)$ der Nachricht, die über den Eintritt des i -ten Ereignisses berichtet, durch ¹

$$\psi(p_i) = - \log p_i . \quad (4.20)$$

Ist p_i klein, d.h. das Eintreten des Ereignisses i ist wenig wahrscheinlich, hat der Informationsgehalt einer Nachricht, die das tatsächliche Eintreten dieses Ereignisses mitteilt, naturgemäß große Bedeutung; nimmt p_i große Werte an, gilt die umgekehrte Aussage. Da aber unbekannt ist, welches der m verschiedenen Ereignisse mit ihren in der Regel variierenden Eintrittswahrscheinlichkeiten letztlich realisiert wird, kann man den Informationsgehalt nach (4.20) als Zufallsvariable interpretieren. Der erwartete Informationsgehalt ϕ einer Nachricht, die über den Eintritt eines der m möglichen Ereignisse berichtet, errechnet sich dann nach den Regeln der Erwartungsbildung. ϕ ergibt sich somit als Summe der mit ihren Eintrittswahrscheinlichkeiten gewichteten $\psi(p_i)$. Danach errechnet sich

$$\phi = - \sum_{i=1}^m p_i \log p_i . \quad (4.21)$$

ϕ wird als sogenannte Entropie der Verteilung $(p_1, \dots, p_i, \dots, p_m)$ bezeichnet und mißt den Grad der Unsicherheit eines Zufallsexperimentes. Aus statistischer Sicht kennzeichnet das zero-order-Modell gleichfalls Zufallsexperimente, die sich periodisch wiederholen. Nur werden hier die Eintrittswahrscheinlichkeiten der möglichen m Ereignisse, nämlich die Wahl der Marke $i = 1, 2, \dots, m$, verhaltenstheoretisch als Ausdruck relativer Präferenzen bezüglich dieser Marken interpretiert.

¹ Vgl. im einzelnen KOBELT, H., Die Beurteilung multivariater Zusammenhänge bei nominalskalierten Daten - dargestellt anhand von Beispielen aus den Wirtschaftswissenschaften, Diss., Münster 1974, S. 75 ff.

Da sich Markentreue in einer relativ hohen Kaufwahrscheinlichkeit für Produkt i äußert, ist informationstheoretisch nach (4.21) der Informationsgehalt gering, wenn diese Marke auch tatsächlich gekauft wird. Bei wenig ausgeprägten Präferenzen gilt entsprechend die umgekehrte Schlußfolgerung. Für einen "absolut" markentreuen Konsumenten innerhalb einer Produktart, d.h. ein beliebiges

$$p_{i'} = 1, \text{ sonst } p_1 = \dots p_i = \dots p_m = 0 \quad \text{für alle } i \neq i',$$

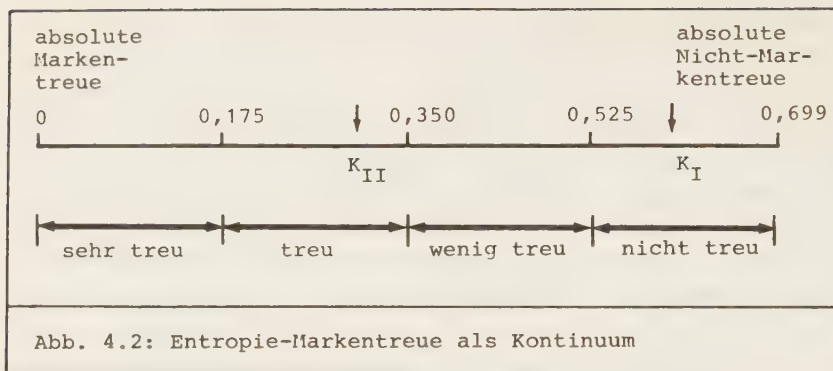
errechnet sich somit ein erwarteter Informationsgehalt nach (4.21) von $\phi = 0$ ¹. Verhält sich ein Konsument hingegen "absolut" nicht-markentreu, kann die Entropie nach (4.21) höchstens einen Wert annehmen von

$$\phi = - \sum_{i=1}^m \frac{1}{m} \log \frac{1}{m} = - \log \frac{1}{m}.$$

Für die in Tab. 4.1 beispielhaft genannten Konsumenten ist bei $m = 5$ folglich ein Kontinuum der Markentreue in den Grenzen von 0 bis 0,699 abzustecken, das nun die generellen Tendenzen dieses Phänomens in einer Produktart beschreibt; hierbei kennzeichnet der Wert 0 einen "absolut" markentreuen Verbraucher und der Wert 0,699 einen "absolut" nicht-markentreuen Käufer. Das Kaufverhalten der Konsumenten I und II selbst wird durch die Werte $\phi_I = 0,602$ und $\phi_{II} = 0,301$ charakterisiert. Konsument II zeigt daher tendentiell ein höheres Maß an Markentreue. Dieses Ergebnis ist auch verhaltenstheoretisch vernünftig, denn dieser Verbraucher kauft im Vergleich zu Konsument I nur zwei der angebotenen fünf Marken.

In Abb. 4.2 auf S. 66 ist das Kontinuum dieser Entropie-Markentreue in den obigen Grenzen abgetragen. Die Abstufungen der Markentreue in "sehr treu", "treu", "wenig treu" und "nicht treu" entsprechen denen in Abb. 4.1 auf S. 62.

¹ $1 \log 1 = 0$.



Eine markenspezifische Interpretation dieser Entropie-Markentreue ist nur bedingt zulässig. Wenn überhaupt, kann sie sich höchstens an der Marke orientieren, welche die größte Kaufwahrscheinlichkeit aufweist. Bei einer Reihe von Verwendungszwecken ist aber eine markenspezifische Interpretation auch gar nicht unmittelbar erwünscht. So versucht man häufig beispielsweise im Rahmen einer Markovanalyse, die störenden Effekte heterogenen Kaufverhaltens dadurch zu neutralisieren, daß sich gegenseitig ausschließende, verhaltenshomogenere Konsumentengruppen, sogenannte "hard core buyers" und "switchers", gebildet werden ¹. "Hard core buyers" sind in der Regel Nachfrager, die zu 75 % und mehr bei ihren Käufen innerhalb einer Produktart ausschließlich eine Marke bevorzugen; "switchers" sind dementsprechend die übrigen Konsumenten. Die Gruppierung stützt sich damit nur auf die Kaufwahrscheinlichkeit einer einzigen Marke und verschenkt folglich vorhandene Informationen zu einer genaueren Kennzeichnung.

¹ Vgl. HARARY, F., LIPSTEIN, B., The Dynamics..., a.a.O., S. 31 ff; WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 70 ff.

4.1.3 SPEZIELLE MARKENWECHSELKAUFBETRACHTUNGEN

Wie die Ausführungen des letzten Abschnitts gezeigt haben, beschränkt sich das einfache zero-order-Modell lediglich auf globale Aussagen über das Markenwiederkauf- und das Markenwechselkaufverhalten der Konsumenten, das an sich erst markenspezifische Konkurrenzbeziehungen zu erkennen gibt. Dementsprechend ungenau sind zwangsläufig auch die Aussagen über das Phänomen Markentreue. Liegen individuelle Kaufwahrscheinlichkeiten vor, gestattet die Entropie-Markentreue sicherlich eine inhaltsreichere Charakterisierung dieses Kaufverhaltensphänomens. Eine solche Klassifizierung der Konsumenten erfaßt aber nur generelle Tendenzen der Markentreue innerhalb einer Produktart. Eine markenspezifische Interpretation ist damit weitgehend ausgeschlossen.

Stellt man nicht das Markenwiederkaufverhalten in den Vordergrund, sondern analysiert das Markenwechselkaufverhalten als Ausdruck der Nichtmarkentreue, ändert sich im Vergleich zur Entropie-Betrachtung lediglich die Untersuchungsebene des Kaufverhaltens. Ausgehend vom Markenwechselkaufverhalten als Pendant zum Markenwiederkaufverhalten liefert das sogenannte Hendry-Modell als erweiterter zero-order-Ansatz differenziertere Kaufverhaltensinformationen¹. Das Modell, das von einem Unternehmen in den USA entwickelt wurde, unterstellt dementsprechend ebenfalls konstante Kaufneigungs- bzw. Marktanteilsvektoren sowie unabhängige Kaufentscheidungen im Zeitablauf. Darüber hinaus wird im Falle eines künftigen Markenwechsels für die ursprünglichen Käufer der Marke i die Prämisse gesetzt, daß jene ihre Wahlentscheidungen für eines der $m-1$ Konkurrenzzeugnisse proportional zum Umfang der betreffenden Marktanteile fällen. Dieser zentralen Modellthese, die "Hendry definition", kann man sicherlich eine Reihe verhaltens-

¹ Die folgenden Ausführungen stützen sich in erster Linie auf die Veröffentlichung von KALWANI, M.U., MORRISON, D.G., A Parsimonious Description..., a.a.O., S. 467 ff.

theoretischer Argumente entgegenhalten. Wird allerdings die Konstanz der Kaufneigungs- bzw. Marktanteilsvektoren als Ausdruck eines Marktgleichgewichtes interpretiert, wirkt diese Kaufverhaltensthese durchaus plausibel.

Unterstellt man zunächst homogenes Konsumentenverhalten, ist die gemeinsame Wahrscheinlichkeit $p_{(i,j)}$, mit der ein Käufer von Marke i zu Marke j wechselt, durch

$$p_{(i,j)} = p_{wi} p_{i/j} \quad (4.22)$$

bestimmt. p_{wi} kennzeichnet hierbei die Neigung des Konsumenten, bei der kommenden Kaufgelegenheit von i zu einer anderen Marke zu wechseln. $p_{j/i}$ ist hingegen eine bedingte Wahrscheinlichkeit. Sie erfaßt die Kaufneigung eines Nachfragers für Marke j , der das Erzeugnis i nicht mehr wählt. Für die $m-1$ Kaufwahrscheinlichkeiten $p_{j/i}$ mit $i = 1, 2, \dots, m$, $j \neq i$, gilt die Bedingung

$$1 = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m p_{j/i} \quad (4.23)$$

d.h. die Summe der Kaufneigungen eines Konsumenten, der von Marke i wechselt, addiert sich für die $m-1$ Konkurrenzserzeugnisse stets zu 1. Unabhängig hiervon muß immer $\sum_{j=1}^m p_j = 1$ gelten.

Die zentrale Kaufverhaltensthese des Hendry-Modells, nach der die Kaufentscheidung von Markenwechslern proportional zum Umfang der Marktanteile der jeweiligen Konkurrenzserzeugnisse ausfallen, läßt sich formal definieren als

$$p_{j/i} = w_i p_j \quad (4.24)$$

wobei w_i eine markenspezifische Proportionalitätskonstante ist. Setzt man (4.24) in (4.23) ein, gilt

$$1 = W_i \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m p_j$$

und wegen der Konstanz der Kaufneigungsvektoren

$$1 = W_i (1 - p_i) \quad .$$

W_i ist damit bestimmt durch

$$W_i = 1 / (1 - p_i) \quad . \quad (4.25)$$

(4.25) gilt für alle m Erzeugnisse. Die Proportionalitätskonstante W_i selbst differiert aber von Marke zu Marke, außer wenn $p_1 = \dots = p_i = \dots = p_m$. Setzt man (4.25) in (4.24) ein, ist

$$p_{j/i} = p_j / (1 - p_i) \quad . \quad (4.26)$$

Damit ergibt sich für (4.22)

$$p_{(i,j)} = \frac{p_{wi} p_j}{(1 - p_i)} \quad (4.27)$$

sowie

$$p_{(j,i)} = \frac{p_{wj} p_i}{(1 - p_j)} \quad . \quad (4.28)$$

Nach (4.16) gilt $p_{(i,j)} = p_{(j,i)}$. Wird (4.27) und (4.28) durch $p_i p_j$ dividiert, erhält man:

$$\frac{p_{wi}}{p_i (1 - p_i)} = \frac{p_{wj}}{p_j (1 - p_j)} \quad . \quad (4.29)$$

Da die Marke i und j zwei beliebige Erzeugnisse einer Produktart sind, läßt sich (4.29) verallgemeinern zu

$$W_w = p_{wi} / p_i (1 - p_i) \quad \text{für alle } i = 1, 2, \dots, m \quad . \quad (4.30)$$

W_w wird als sogenannte Markenwechselkonstante des Hendry-Modells bezeichnet.

Löst man (4.30) nach p_{wi} auf, d.h.

$$p_{wi} = W_w p_i (1-p_i), \quad (4.32)$$

ist die gesamte Markenwechselwahrscheinlichkeit p_w für alle m Erzeugnisse durch

$$p_w = \sum_{i=1}^m p_{wi} = \sum_{i=1}^m W_w p_i (1-p_i) \quad (4.32a)$$

bestimmt. Läßt man nun die Annahme homogenen Konsumentenverhaltens fallen und unterstellt statt dessen durchschnittliche Kaufneigungsvektoren $\bar{\mathbf{p}} = (\bar{p}_1, \dots, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_m)$, gilt entsprechend:

$$\bar{p}_w = \sum_{i=1}^m \bar{p}_{wi} = \sum_{i=1}^m \bar{W}_w \bar{p}_i (1-\bar{p}_i) \quad (4.32b)$$

Für W_w ergibt sich

$$W_w = p_w / \sum_{i=1}^m p_i (1-p_i) \quad (4.33a)$$

bzw.

$$\bar{W}_w = \bar{p}_w / \sum_{i=1}^m \bar{p}_i (1-\bar{p}_i) . \quad (4.33b)$$

Die Markenwechselkonstante W_w charakterisiert das Markenwechselverhalten sowohl zwischen den einzelnen konkurrierenden Marken als auch innerhalb der gesamten Produktart. Im Intervall von 0 bis 1 beschreibt W_w damit gleichsam kennzahlenmäßig, in welchem Ausmaß der Markenwechsel die periodisch anfallenden Kaufentscheidungen prägt. Ist $W_w = 0$, gilt nach (4.31) und (4.32a) bzw. (4.32b) für die Wechselwahrscheinlichkeiten $p_{wi} = p_w = \bar{p}_w = 0$. Alle Konsumenten entscheiden sich stets für das zuvor gewählte Produkt; ihr Kaufverhalten zeichnet

sich demnach durch 100 %-ige Markentreue aus. Setzt man hingegen $W_w = 1$, bestimmt ausschließlich der jeweilige Marktanteil die Höhe der Wechselwahrscheinlichkeiten.

Die bei $W_w = 0$ und $W_w = 1$ gültigen gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten $p_{(i,j)}$ und $p_{(i,i)}$ sind durch einfache algebraische Umformungen zu bestimmen. Multipliziert man (4.30) mit $p_i p_j$, so ergibt sich unter Verwendung von (4.27)

$$p_{(i,j)} = W_w p_i p_j \quad (4.34)^1$$

Die gemeinsame Wahrscheinlichkeit $p_{(i,i)}$ des Wiederkaufs der Marke i ist dann gleich der Differenz von p_i und allen gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten $p_{(i,j)}$ für die Wahl von Marke i und Marke $j \neq i$, d.h.

$$p_{(i,i)} = p_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m p_{(i,j)} \quad .$$

Wird $p_{(i,j)}$ durch (4.34) substituiert, gilt dementsprechend:

$$\begin{aligned} p_{(i,i)} &= p_i - W_w p_i (1-p_i) \\ &= (1-W_w) p_i + W_w p_i^2 \end{aligned} \quad (4.35)$$

Setzt man nun in (4.34) und (4.35) die untere Intervallgrenze $W_w = 0$ ein, gelten die gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten

$$p_{(i,j)} = 0 \quad \text{und} \quad p_{(i,i)} = p_i \quad ,$$

¹ Im Rahmen der von BASS propagierten "Theory of Stochastic Preference" wird ein erweitertes zero-order-Markenwahlmodell entwickelt, das u.a. auf der Beziehung $p_{(i,j)} = (1-\sigma) p_i p_j$ aufbaut. Da σ die Korrelation für das Markenwiederkaufverhalten aller Produkte bei zwei aufeinander folgenden Kaufperioden kennzeichnet, ist $(1-\sigma)$ ist durchaus mit W_w zu vergleichen. Vgl. BASS, F.M., The Theory of Stochastic..., a.a.O., S. 12; derselbe und JEVLING, A., Stochastic Preference Theory: Derivations and Comparisons, Working Paper No. 467, Purdue University, Juli 1974, S. 6 f.

die dementsprechend die Möglichkeit eines Markenwechsels von i nach j ausschließen. Die gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten für die obere Intervallgrenze $w_w = 1$, nämlich

$$p_{(i,j)} = p_i p_j \quad \text{und} \quad p_{(i,i)} = p_i^2,$$

ergeben sich stets als Produkt der betreffenden Marktanteile.

Die gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten $p_{(i,j)}$ für alle m Marken einer Produktart lassen sich in Gestalt der quadratischen Matrix $\mathbf{P}_{(i,j)}$ mit m Zeilen und m Spalten systematisch anordnen. Diese Matrix ist wie folgt aufgebaut:

$$\begin{array}{c} \text{Kauf-} \\ \text{perio-} \\ \text{de } t \end{array} \begin{array}{c} \text{Marke 1} \\ \vdots \\ \text{Marke } i \\ \vdots \\ \text{Marke } m \end{array} \begin{array}{c} \text{Kaufperiode } t+1 \\ \text{Marke 1} \dots \text{Marke } j \dots \text{Marke } m \\ \left[\begin{array}{ccc} p_{(1,1)} & \dots & p_{(1,j)} & \dots & p_{(1,m)} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ p_{(i,1)} & \dots & p_{(i,j)} & \dots & p_{(i,m)} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ p_{(m,1)} & \dots & p_{(m,j)} & \dots & p_{(m,m)} \end{array} \right] \end{array} \quad (4.36)$$

Die Matrix $\mathbf{P}_{(i,j)}$ ist wegen $p_{(i,j)} = p_{(j,i)}$ symmetrisch (vgl. Tab. 4.2 auf S. 73). Ihre Diagonalelemente kennzeichnen stets die gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten für die gleiche Marke i in Periode t und $t+1$.

Die modellmäßigen Konsequenzen unterschiedlicher Hendry-Konstanten für das Markenwechselverhalten zeigt Tab. 4.2 auf, die von drei konkurrierenden Marken mit den Anteilswerten $p_1 = 0,5$, $p_2 = 0,3$ und $p_3 = 0,2$ ausgeht. Wie die ausgewiesenen gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten $p_{(i,j)}$ sowie die marken- und produktartspezifischen Wechselwahrscheinlichkeiten p_{wi} und p_w zu erkennen geben, vergrößern sich diese Wahr-

Hendry-Konstante W_w	Wechselwahrscheinlichkeiten				Matrix $P_{(i,j)}$ der gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten
	P_{w1}	P_{w2}	P_{w3}	P_w	
0	0	0	0	0	$\begin{bmatrix} 0,500 & 0 & 0 \\ 0 & 0,300 & 0 \\ 0 & 0 & 0,200 \end{bmatrix}$
0,2	0,050	0,042	0,032	0,124	$\begin{bmatrix} 0,450 & 0,030 & 0,020 \\ 0,030 & 0,258 & 0,012 \\ 0,020 & 0,012 & 0,168 \end{bmatrix}$
0,4	0,100	0,084	0,064	0,248	$\begin{bmatrix} 0,400 & 0,060 & 0,040 \\ 0,060 & 0,216 & 0,024 \\ 0,040 & 0,024 & 0,136 \end{bmatrix}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
1.0	0,250	0,210	0,160	0,620	$\begin{bmatrix} 0,250 & 0,150 & 0,100 \\ 0,150 & 0,090 & 0,060 \\ 0,100 & 0,060 & 0,040 \end{bmatrix}$

Tab.4.2: Das Markenwechselkaufverhalten bei unterschiedlichen Hendry-Konstanten

Marktanteile			Wechselwahrscheinlichkeit P_w	Gemeinsame Kaufwahrscheinlichkeiten		
P_1	P_2	P_3		$P_{(1,1)}$	$P_{(1,2)}$	$P_{(2,2)}$
1,00	0	0	0	1,000	0	0
0,90	0,05	0,05	0,074	0,864	0,018	0,031
0,80	0,10	0,10	0,136	0,736	0,032	0,064
0,70	0,15	0,15	0,186	0,616	0,042	0,099
0,60	0,20	0,20	0,224	0,504	0,048	0,136
0,50	0,25	0,25	0,250	0,400	0,050	0,175
0,40	0,30	0,30	0,264	0,304	0,048	0,216
0,33	0,33	0,33	0,267	0,244	0,044	0,244
0,30	0,35	0,35	0,266	0,216	0,042	0,259
0,20	0,40	0,40	0,256	0,136	0,032	0,304
0,10	0,45	0,45	0,234	0,064	0,018	0,351
0	0,50	0,50	0,200	0	0	0,400

Tab. 4.3: Das Markenwechselkaufverhalten bei Variation des Marktanteilsvektors im Hendry-Modell

scheinlichkeiten - abgesehen von $p_{(i,i)}$ - bei sukzessiver Erhöhung von w_w um 0,2. p_{w1} , p_{w2} , p_{w3} und $p_{(i,j)}$ für $i \neq j$ weisen jeweils gleiche Steigerungsraten auf, während sich $p_{(i,i)}$ markenspezifisch entsprechend verringert.

Geht man von der umgekehrten Fragestellung aus und verändert bei Konstanz von w_w die Marktanteile der drei konkurrierenden Marken, so zeichnen sich die modellmäßigen Konsequenzen bei unterschiedlichen Marktanteilsvektoren $\vec{p} = (p_1, p_2, p_3)$ ab. In Tab. 4.3 auf S. 73 variiert p_1 von 1 bis 0 bei $w_w = 0,4$; die Marktanteile der beiden anderen Produkte unterliegen stets der Bedingung $p_2 = p_3$. Die Betrachtung der Wechselkaufwahrscheinlichkeiten beschränkt sich hierbei lediglich auf die Ausprägungen von p_w , da sich die markenspezifischen Wahrscheinlichkeiten p_{wi} nach (4.31) jeweils bis $p_i = 0,5$ mit monoton abnehmender Grenzrate vergrößern und dann in entsprechender Weise bis $p_i = 1$ auf $p_{wi} = 0$ sinken. Wegen der Symmetrie von $p_{(i,j)}$ und $p_2 = p_3$ wird ebenfalls auf eine Wiedergabe aller gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten verzichtet.

Bei systematischer Variation von $\vec{p}$ bewirken die Änderungen der Kaufwahrscheinlichkeiten in Tab. 4.3 durchweg plausible Konsequenzen im modellmäßigen Kaufverhalten. Ist ein Produkt marktbeherrschend, kann sich bei den unbedeutenden Marktanteilen der Konkurrenzprodukte auch kein ausgeprägtes Markenwechselkaufverhalten entwickeln. Erst bei sinkender Marktgeltung dieser Marke und zunehmender Marktrepräsentanz der anderen Produkte treten Markenwechseltendenzen verstärkt auf. Dementsprechend verringern sich in Tab. 4.3 ebenfalls die ausgewiesenen gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten $p_{(1,1)}$ bei gleichzeitig steigenden Werten von $p_{(2,2)}$. Die Wahrscheinlichkeiten $p_{(1,2)}$ erreichen hingegen mit abnehmender Grenzrate bei $p_1 = 0,5$ ihr Maximum und sinken anschließend bis $p_1 = 0$ auf $p_{(1,2)} = 0$. Die nicht ausgewiesenen Werte von $p_{(3,3)}$ und $p_{(1,3)}$ stimmen wegen $p_2 = p_3$ jeweils mit den gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten $p_{(2,2)}$ und $p_{(1,2)}$ überein.

Der analytische Nachweis, daß der Maximalwert von $p_{(1,2)}$ dem Marktanteil $p_1 = 0,5$ zuzuordnen ist, läßt sich mit Hilfe eines Lagrange-Ansatzes führen, der eine Extremwertbestimmung unter der Nebenbedingung $1 = \sum p_i$ gestattet¹. Anhand eines Lagrange-Ansatzes kann man ebenfalls zeigen, daß die größte Ausprägung modellmäßigen Markenwechselkaufverhaltens innerhalb einer Produktart stets bei gleicher Marktaufteilung aller konkurrierenden Produkte auftritt. Das geht ebenfalls aus Tab. 4.3 hervor, wo bei $p_1 = p_2 = p_3 = 0,33$ das ausgeprägteste Markenwechselkaufverhalten ausgewiesen wird. Diese Modelleigenschaft scheint ebenso einleuchtend zu sein wie die in Tab. 4.3 für $p_1 < 0,33$ wegen $p_2 = p_3$ erkennbare, nur sehr langsam fortschreitende Reduzierung der Wechselwahrscheinlichkeit p_w . In dieser hypothetischen Marktsituation zeichnet sich nämlich nicht mehr die marktdominierende Stellung einer Marke ab, sondern zwei Produkte mit jeweils gleichen Marktanteilswerten vereinigen auf sich die hauptsächliche Nachfrage. Selbst wenn $p_1 = 0$ erreicht wird, müssen sich die Konsumenten in jeder Kaufperiode noch zwischen zwei Marken entscheiden.

Die Form der Abhängigkeit der Wechselwahrscheinlichkeitsausprägungen von der Zahl der Marken einer Produktart läßt sich anhand der Beziehungen (4.32a) und (4.32b) erläutern. Unterstellt man m Marken mit jeweils gleichen Marktanteilen von $1/m$, ergibt sich nach (4.32a):

$$\begin{aligned} p_w &= \sum_{i=1}^m W_w \frac{1}{m} \left(1 - \frac{1}{m}\right) \\ &= W_w \sum_{i=1}^m \frac{1}{m} - W_w \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{m}\right)^2 \\ &= W_w \left(1 - \frac{1}{m}\right) \end{aligned} \quad (4.37)$$

¹ Vgl. SCHWARZE, J., Mathematik für Wirtschaftswissenschaftler, 2. Bd.: Differential- und Integralrechnung, Herne/Berlin 1974, S. 87 ff.

Die Wechselwahrscheinlichkeiten vergrößern sich somit mit steigender Markenzahl einer Produktart im Intervall $0 \gg p_w \gg W_w$. Gilt nämlich $m = 1$, ist sinnvoller Weise auch $p_w = 0$; wird hingegen $m \rightarrow \infty$ gesetzt, so ist $p_w = W_w$.

Versucht man abschließend den möglichen Aussagegehalt des Hendry-Modells im Vergleich zur einfachen zero-order-Kaufverhaltensanalyse zu werten, wird mit diesem Makromodellansatz ohne Zweifel die Informationsbasis über das Markenwahlverhalten der Konsumenten in sinnvoller Weise erweitert. Die alles entscheidende Hendry-Definition als zentrale Modellthese sollte aber in jedem Falle bei Verwendung dieses Markenwahlansatzes überprüft werden. Wenn auch in diesem Abschnitt keine Erörterung theoretisch exakter Testverfahren erfolgen soll, so läßt sich bereits bei einer Maximum-Likelihood-Schätzung von $\bar{p}_i$, $\bar{p}_w$ und $\bar{p}_{wi}$ die Gültigkeit dieser Modellprämisse in recht einfacher Weise zumindest grob abschätzen. Aus (4.33b) ergibt sich der Schätzwert für $\bar{W}_w$, der über (4.30) die Bestimmung der modellmäßigen Markenwechselwahrscheinlichkeiten erlaubt¹. Ein Vergleich dieser Werte mit den markenspezifischen Schätzungen von $\bar{p}_{wi}$ anhand der Paneldaten gibt zu erkennen, inwieweit die Hendry-Definition dem Markenwahlverhalten innerhalb einer Produktart gerecht wird. Diese Werte müssen für alle untersuchten Marken oder Markengruppen in etwa übereinstimmen, wenn die Konsumenten ihre Markenwechselentscheidungen tatsächlich proportional zu Umfang der Marktanteile der Konkurrenzserzeugnisse fällen.

1 HERNITER bestimmt $\hat{W}_w$ nur anhand von Marktanteilen mit Hilfe informationstheoretischer Überlegungen, die eine Maximierung der Entropie zur Folge haben; vgl. HERNITER, J.D., A Comparison of the Entropy Model and the Hendry-Model, JoMR, 11 (1974), S. 22 ff. Um in diesem Zusammenhang Verwechslungen vorzubeugen, sei vermerkt, daß es sich bei dem in der obigen "headline" erwähnten "Entropy Model" um ein anderes eigenständiges, erweitertes zero-order-Modell handelt, das sich ebenfalls zur Analyse des Markenwechselkaufverhaltens eignet. Vgl. im einzelnen denselben, An Entropy Model of Brand Purchase Behavior, JoMR, 10 (1973), S. 361 ff.

4.2 DIE MARKOVKETTE

Aufgrund der Unabhängigkeitsannahme der im Zeitablauf getroffenen Markenwahlentscheidungen schließt das zero-order-Modell formal den Lernaspekt beim Kaufverhalten aus. Diese Prämisse ist aber nur für Konsumenten zu rechtfertigen, deren Lernprozeß bei konsolidierten Verbrauchererfahrungen "abgeschlossen" ist. Im Falle eines absatzpolitisch aktiven Marktes, der neue Kaufmotive und Kaufanregungen vermittelt, besteht die Notwendigkeit, Lernen im Markenwahlmodell durch im Zeitablauf voneinander abhängige Kaufentscheidungen zu formalisieren. Markovketten analysieren und prognostizieren das dynamische Element im Kaufverhalten unter dem Aspekt des sich zeitlich entwickelnden Markenwechsel- und Markenviederkaufverhaltens.

4.2.1 DIE ÜBERGANGSMATRIX 1. ORDNUNG - EIN INSTRUMENT ZUR STRUKTURIERUNG DER KONKURRENZBEZIEHUNGEN

Kern einer jeden Markovkette ist die Übergangsmatrix **P** mit den einstufigen Übergangswahrscheinlichkeiten p_{ij} . Symbolisiert jeder Zustand $i, j = 1, 2, \dots, m$ eine der insgesamt m Marken einer Produktart, so kennzeichnen die Parameter p_{ij} einer Markovkette 1. Ordnung die Wahrscheinlichkeit, zum Kaufzeitpunkt $t+1$ Marke j zu wählen, wenn man sich zuvor in t für Marke i entschieden hat. Die Übergangswahrscheinlichkeiten als bedingte Wahrscheinlichkeiten schaffen somit die geforderte verhaltenstheoretische Abhängigkeit der in t und $t+1$ getroffenen Markenwahlentscheidungen. Dieser Rückkopplungseffekt verstärkt sich naturgemäß bei Markovketten höherer Ordnung.

Die Übergangsmatrix **P** einer Markovkette 1. Ordnung zur Beschreibung des Kaufverhaltens von m Marken ist wie folgt aufgebaut:

$$\begin{array}{c}
 \text{Kauf-} \\
 \text{periode} \\
 t
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 \text{Marke 1} \\
 \vdots \\
 \text{Marke i} \\
 \vdots \\
 \text{Marke m}
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 \text{Marke 1} \dots \text{Marke j} \dots \text{Marke m} \\
 \left[\begin{array}{ccccc}
 p_{11} & \dots & p_{1j} & \dots & p_{1m} \\
 \vdots & & \vdots & & \vdots \\
 p_{i1} & \dots & p_{ij} & \dots & p_{im} \\
 \vdots & & \vdots & & \vdots \\
 p_{m1} & \dots & p_{mj} & \dots & p_{mm}
 \end{array} \right]
 \end{array}
 \quad (4.38)$$

P ist eine quadratische Matrix, deren Koeffizienten p_{ij} als Wahrscheinlichkeiten die Bedingung $0 \leq p_{ij} \leq 1$ erfüllen. Ihre Zeilensummen $p_{i\cdot}$ addieren sich stets zu 1, da sich die Kette nach jedem Übergang in einem der m Zustände befinden muß. Eine Matrix mit diesen Eigenschaften bezeichnet man als stochastische Matrix.

Mit dem Schema der Übergangswahrscheinlichkeiten bzw. ihrer Anordnung in **P** verfügt man über ein Instrument, die große Zahl von Markenwahlentscheidungen der Panelhaushalte zu systematisieren und die markenspezifischen Konkurrenzbeziehungen der einzelnen Erzeugnisse zu quantifizieren¹. Damit ist die Formulierung einer zusätzlichen Kaufverhaltenshypothese wie beim Hendry-Modell überflüssig.

Die Paneldaten sind zunächst in einer Markenbewegungsmatrix² oder - wie sie auch bezeichnet wird - in einer Fluktuationsmatrix³ zu ordnen. In Tab. 4.4 ist eine solche Aggregation für 200 Konsumenten durchgeführt worden, die sich durch

1 Die Markovkette ist auch der erste Typ stochastischer Prozesse gewesen, der zur Darstellung des Kaufverhaltens Verwendung fand. Vgl. LIPSTEIN, B., The Dynamic of Brand Loyalty and Brand Switching, Proceedings of the Fifth Annual Conference of the Advertising Foundation, New York 1959.

2 HARARY, F., LIPSTEIN, B., The Dynamics..., a.a.O., S. 27.

3 Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Der Aufbau von Kennzahlensystemen im Marketing, in: Erfolgskontrolle im Marketing, Schriften zum Marketing, Bd. 1, Hrsg. R. BÖCKER, E. DICHTL, Berlin 1975, S. 339.

stationäres und homogenes Kaufverhalten gegenüber den Marken A und B auszeichnen. Auch wenn diese Prämisse nur in Ausnahmemarktsituationen gültig ist, zeigt ein Literaturvergleich, daß zahlreiche empirische Markovkettenanalysen gerade unter diesem Gesichtspunkt erstellt wurden ¹.

MARKE	Anzahl der Käufer in Periode t	Anzahl der Käufer in Periode t+1		
		MARKE		Σ
		A	B	
A	100	60	40	100
B	100	20	80	100
Σ	200	80	120	200

Tab. 4.4: Beispiel einer Markenbewegungsmatrix

Die Markenbewegungsmatrix ist wie folgt zu interpretieren: Von den 100 Konsumenten, die in der Periode t die Marke A kaufen, entscheiden sich in der Periode t+1 60 wiederum für Marke A; 40 Verbraucher wählen das Konkurrenzprodukt B. Von den 100 Käufern der Marke B in Periode t entscheiden sich in Periode t+1 80 ebenfalls für dieses Produkt, während 20 Konsumenten zur Marke A wechseln.

Eine Markenbewegungsmatrix erfaßt somit die absoluten Häufigkeiten des Markenwiederkauf- und Markenwechselkaufverhaltens. Ihre Besetzungshäufigkeiten werden im folgenden mit n_{ij} , die Zeilensummen mit $\sum_{j=1}^m n_{ij} = n_i$ bezeichnet; hierbei gilt entsprechend der Indizierung der Übergangswahrscheinlichkeiten wiederum $i, j = 1, 2, \dots, m$.

¹ Vgl. u.a. HERNITER, J.D., MAGEE, J.F., Customer Behavior as a Markov Process, OR, 9 (1961), S. 105 ff; MAFFEI, R.B., Advertising Effectiveness, Brand Switching and Market Dynamics, JoIE, 9 (1961), S. 119 ff; STYAN, G.P.H., SMITH, H., Jr., Markov Chains Applied to Marketing, JoMR, 3 (1964), S. 50 ff; DRAPER, J.E., NOLIN, L.H., A Markov Chain Analysis of Brand Preferences, JoAR, 4 (1964), S. 33 ff.

Haben sich nun in Periode t insgesamt n_i Konsumenten für Marke i entschieden und ist ihre Kaufneigung in $t+1$ gegenüber allen m konkurrierenden Erzeugnissen multinomial verteilt mit den Wahrscheinlichkeiten $p_{i1}, \dots, p_{ij}, \dots, p_{im}$, so ist der Quotient n_{ij}/n_i ein Maximum-Likelihood-Schätzwert für die Übergangswahrscheinlichkeiten $^1 p_{ij}$. Da sich das Einführungsbeispiel auf zwei Marken beschränkt, geht in diesem Falle die Multinomialverteilung in eine Binomialverteilung über ². Als geschätzte Übergangsmatrix $\hat{P}$ ergibt sich

$$\hat{P} = \begin{bmatrix} 0,60 & 0,40 \\ 0,20 & 0,80 \end{bmatrix} ,$$

deren Zustände die Marken A und B charakterisieren. Aufgrund der unterstellten Kaufneigungshomogenität stimmen die individuellen Übergangsmatrizen mit der obigen Makromatrix überein.

Die Konsumenten, die sich in der Kaufperiode t für die Marke A bzw. B entscheiden, wählen somit mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,60 bzw. 0,80 bei der nächsten Kaufgelegenheit wiederum Marke A bzw. B. Da es sich hier um den Wiederkauf der jeweiligen Marke handelt, werden die Diagonalelemente der Matrix als Wiederkaufwahrscheinlichkeiten bezeichnet. Die Nichtdiagonalelemente mit 0,20 bzw. 0,40, die den Wechsel von einer Marke zur anderen erfassen, nennt man entsprechend ihrer inhaltlichen Bedeutung Wechselkaufwahrscheinlichkeiten.

¹ Die Maximum-Likelihood-Schätzung ist die bekannteste und zugleich am häufigsten verwendete Schätzmethode für Übergangswahrscheinlichkeiten aus Mikrodaten. Zum Problem möglicher Schätzfehler vergleiche die Simulationsergebnisse von SCHAICH, E., Schätzfehler bei Markovketten. Statistische Hefte, 17 (1976), S. 105 ff. Liegen bereits zum Zeitpunkt der Schätzung "Vorinformationen" in Form von Erfahrungswerten aus vergangenen Modellanwendungen vor, sollten diese sinnvollerweise auch berücksichtigt werden. Es bietet sich dann eine BAYESSche Schätzung der Parameter an. Vgl. hierzu LEE, T.C., JUDGE, G.G., ZELLNER, A., Estimating the Parameter of the Markov Probability Model from Aggregate Time Series Data, Amsterdam/London 1970, S. 21 ff.

² Vgl. S. 54 f.

Wenn auch Markovmodelle direkt nur die Kaufverhaltensdimension der Markenwahl erfassen, gewährt die Gesamtstruktur der Übergangswahrscheinlichkeiten Einblick in Kaufverhaltensaspekte, die vergleichsweise eine einfache Zeitreihenanalyse oder der zero-order-Ansatz nicht vermittelt. Die Wiederkaufwahrscheinlichkeiten erlauben eine präzisierte Fassung der Markentreue und beschreiben markenspezifisch die graduelle Wertschätzung der Konsumenten, die sich als Ausdruck der Retentionsfähigkeit der einzelnen Marken spezifizieren läßt ¹. Die Wechselkaufwahrscheinlichkeiten geben dem Hersteller Aufschluß, an welche Konkurrenzmarken hauptsächlich Käufer verlorengehen bzw. von welchen Marken Verbraucher rekrutiert werden. Wird jedem einzelnen Erzeugnis einer Produktart ein Zustand zugewiesen, spiegelt die Übergangsmatrix somit die differenzierten Konkurrenzbeziehungen des Gesamtmarktes wider. Marken mit geringer Marktgeltung wird man allerdings in "Aggregatmarken" zusammenfassen müssen, da bei einer atomistischen Struktur der Übergangsmatrix die Übergangswahrscheinlichkeiten dieser Marken u.U. mit kaum akzeptablen Schätzfehlern behaftet sind. Um in etwa jeweils in sich homogene Aggregatmarken zu erhalten, sollte man die Marken mit geringer Marktgeltung aggregieren, für die ein vergleichbares quantitatives und qualitatives Marketing betrieben wird. Diese Aggregationsempfehlung ist sicherlich auch bei genauer Marktkennntnis angreifbar. Denn implizit wird hiermit der Einfachheit halber für diese Marken unterstellt, daß ihre Marketingprogramme das Kaufverhalten der Endverbraucher in vergleichbarerweise beeinflussen.

Die Übergangsmatrix selbst liefert zwar keine konkrete Ursachenanalyse für die beobachteten Markenwahlendenzen; sie vermittelt aber Anhaltspunkte, die richtungsweisend für weitere Untersuchungen sind. Solche Analysen können - wie z.B. LEHMANN aufzeigt - bei heterogenem Kaufverhalten zur Lösung von Marktsegmentierungsproblemen u.a. in einer zusätzlichen Auswertung von individuellen Übergangsmatrizen bestehen; hierfür

¹ Vgl. die Ausführungen auf S. 58 f.

eignen sich z.B. die Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung oder der Clusteranalyse¹. Solche Untersuchungen liefern in erster Linie Entscheidungshilfen für strategische Marketingfragen, die von mittel- oder längerfristiger Bedeutung für den Hersteller sind.

Für die Lösung kurzfristiger Marketingprobleme vermittelt die Übergangsmatrix selbst zahlreiche Anregungen. Hierzu zählen u.a. Hinweise über den möglichen Einsatz von absatzpolitischen Instrumenten bzw. über ihren Markterfolg. Diese sind in erster Linie den Wiederkaufwahrscheinlichkeiten als Ausdruck der graduellen Markentreue zu entnehmen. Ihre numerischen Ausprägungen kann man teilweise als Anhaltspunkte dafür betrachten, wie bzw. in welcher Form einzelne Marketinginstrumente die Kaufentscheidung der Konsumenten beeinflussen.

Vor allem hinsichtlich der Wirkung von Verkaufsförderungsmaßnahmen liegen eine Reihe empirisch gestützter Thesen vor. So berichtet WEBSTER von einer negativen Korrelation zwischen der Markentreue und der Tendenz, Preisvorteile bei Sonderpreisaktionen wahrzunehmen². Von ähnlichen Ergebnissen berichten MASSY und FRANK³ sowie MONTGOMERY⁴. In jüngster Zeit hat BROWN anhand einer Analyse auf der Basis von Übergangswahrscheinlichkeiten diese These erneut bestätigt⁵. BROWN's Ergebnisse lassen die Schlußfolgerung zu, daß Sonderpreisaktionen kein adäquates Instrument sind, um markentreue und damit in der Regel weniger preisbewußte Konsumenten anderer Marken zu gewin-

1 Vgl. die Studie von LEHMANN, D.R., Jugged Similarity and Brand Switching Data as Similarity Measures, JoMR, 9 (1972), S. 331 ff.

2 Vgl. WEBSTER, F.E., Jr., The "Deal Prone" Consumer, JOMR, 2 (1965), S. 186 ff.

3 Vgl. MASSY, W.F., FRANK, R.E., Short Term Price and Dealing Effects in Selected Market Segments, JoMR, 2 (1965), S. 171 ff.

4 Vgl. MONTGOMERY, D.B., Consumer Characteristics and Deal Purchasing, Working Paper, Marketing Science Institute, Cambridge, Mass., Juli 1970.

5 Vgl. BROWN, R.G., Sales Response to Promotions and Advertising, JoAR, 14 (1974), S. 33 ff.

nen. Die klassische Werbung verspricht unter diesen Voraussetzungen größere Erfolge.

Eine weitere wichtige Determinante der Markentreue ist die subjektiv wahrgenommene Produktqualität, die tendentiell positiv mit dem Preis korreliert ¹. Wenn auch diese Auswirkungen innerhalb einzelner Produktarten variieren ², verbinden die Konsumenten häufig gehobene Preise mit einem geringeren Kaufrisiko ³. Wie Ausführungen von EHRENBURG belegen, vermuten weitgehend markentreue Konsumenten teilweise bereits schon Qualitätseinbußen, wenn ihre bislang präferierte Marke kurzfristig im Sonderangebot mit entsprechendem Preisabschlag zu kaufen ist ⁴. Damit wird u.U. der Prozeß der Stammkundenbildung, der die stabilere Komponente des Gesamtumsatzes eines Unternehmens darstellt, ungewollt negativ beeinflußt.

Bei anders gelagerten Problemen - wie etwa im Bereich der Produktneueinführung ⁵ oder Produktdifferenzierung ⁶ - deuten sich im Prinzip nur andere Nuancen der Auswertungsmöglichkeiten von Übergangsmatrizen an. Die Literatur weist zahlreiche Beispiele in dieser Richtung auf. Diese Informationen sind ebenso wie die vorherigen Ausführungen grundsätzlich auch der Markenbewegungsmatrix zu entnehmen. Aufgrund der zeilenweisen "Normierung" ist aber die Übergangsmatrix für eine Interpretation wesentlich anschaulicher.

-
- 1 Vgl. McCONNELL, J.D., The Development of Brand Loyalty: An Experimental Study, JoMR, 5 (1968), S. 13 ff.
 - 2 Vgl. MONROE, K.B., Buyer's Subjective Perception of Price, JoMR, 10 (1973), S. 71 ff.
 - 3 Vgl. BETTMAN, J.R., NAKANISHI, M., The Interrelationships..., a.a.O., S. 43.
 - 4 Vgl. EHRENBURG, A.S.C., CHARTON, P., An Analysis of Simulated Brand Choice, JoAR, 13 (1973), S. 29.
 - 5 Vgl. REHORN, J., Möglichkeiten und Grenzen der Panelforschung (II), "Der Marktforscher", Heft 5 (1970), S. 4; MASSY, W.F., Stochastic Models for Monitoring New-Product Introductions, in: Applications of the Science in Marketing Management, Hrsg. F.M. BASS, C.W. KING, E.A. PESSEMIER, New York/London/Sydney 1968, S. 85 ff.
 - 6 Vgl. SABEL, H., Zur Analyse und Prognose von Partizipations- und Substitutionseffekten bei Produktdifferenzierung auf der Grundlage Markoffscher Ketten, ZfB, 37 (1967), S. 629 ff.

4.2.2 DIE PROGNOSE VON MARKTANTEILEN

An anderer Stelle wurde schon darauf hingewiesen, daß im System einer Markovkette als Folge des spezifischen Aufbaues der Übergangsmatrix jeder Konsument in den einzelnen Kaufperioden eine der angebotenen Marken erwirbt. Dementsprechend kann man Zustandswahrscheinlichkeiten $p_i(t)$ für $t > 0$ definieren, die die Wahrscheinlichkeiten angeben, daß ein Konsument in der Kaufperiode t die Marke i gewählt hat. Die Summe der einzelnen Elemente $p_i(t)$ des Zustandsvektors

$$\vec{p}(t) = p_1(t), \dots, p_i(t), \dots, p_m(t) \quad (4.39)$$

erfüllt naturgemäß die Bedingung $\sum_{i=1}^m p_i(t) = 1$.

Bei aggregierter Betrachtung des Kaufverhaltens der im Anschauungsbeispiel genannten 200 Konsumenten ist dieser Wahrscheinlichkeitsvektor als Marktanteilsvektor der Marken A und B der Kaufperiode t zu interpretieren. Da jeweils 100 Konsumenten in dieser Periode die beiden Marken gekauft haben, ergibt sich gemäß einer Maximum-Likelihood-Schätzung als anfängliche Marktanteilsverteilung

$$\vec{p}(t) = (0,5; 0,5).$$

Wird nun der Marktanteilsvektor $\vec{p}(t)$ mit der Übergangsmatrix P multipliziert, ist die entsprechende Marktanteilsverteilung für Periode $t+1$ bestimmt. Somit gilt

$$\vec{p}(t+1) = \left(\sum_{i=1}^m p_i(t)p_{i1}, \dots, \sum_{i=1}^m p_i(t)p_{ij}, \dots, \sum_{i=1}^m p_i(t)p_{im} \right)$$

und

$$\vec{p}(t+1) = (0,4; 0,6).$$

Setzt man diese Multiplikationen entsprechend fort, ist bei Stationarität der Übergangswahrscheinlichkeiten die weitere

Entwicklung der Marktanteile zu prognostizieren. Gilt $t > 0$, zeichnet sich folgende Entwicklung ab:

$$\begin{aligned}
 \vec{p}(1) &= \vec{p}(0) \mathbf{P} \\
 \vec{p}(2) &= \vec{p}(1) \mathbf{P} = \vec{p}(0) \mathbf{P}^2 \\
 \vec{p}(3) &= \vec{p}(2) \mathbf{P} = \vec{p}(0) \mathbf{P}^3 \\
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 &\vdots
 \end{aligned}
 \tag{4.40}$$

Die Übergangswahrscheinlichkeiten $p_{ij}^{(t)}$ der potenzierten Matrizen $\mathbf{P}^t$ geben die Wahrscheinlichkeit an, mit der ein Konsument, der in der Periode 0 die Marke i wählt, in t die Marke j erwirbt.

Für das Einführungsbeispiel erhält man folgende Marktanteilsprognosen:

t	0	1	2	3	4	5	6
$p_1(t)$	0,5	0,4	0,36	0,344	0,3376	0,33504	0,334016
$p_2(t)$	0,5	0,6	0,64	0,656	0,6624	0,66492	0,665985

Tab. 4.5: Marktanteilsprognose auf der Grundlage einer stationären, homogenen Markovkette 1. Ordnung

Die 200 Konsumenten verteilen sich auf die Marken A und B in diesen sechs Kaufperioden demnach wie folgt:

t	0	1	2	3	4	5	6
$n_1(t)$	100	80	72	69	68	67	67
$n_2(t)$	100	120	128	131	132	133	133

Tab. 4.6: Prognose der absoluten Verteilung der Nachfrager auf der Grundlage einer stationären, homogenen Markovkette 1. Ordnung

Die Anzahl der Konsumenten, die in den künftigen Kaufperioden $t > 0$ jeweils eine der m Marken erwerben, läßt sich durch entsprechende Umformung von (4.40) auch ohne Umweg über die betreffenden Marktanteile direkt bestimmen, d.h.

$$n_j(t) = \sum_{i=1}^m n_i(0) p_{ij}^{(t)} \quad \text{für } j = 1, 2, \dots, m. \quad (4.41)$$

Unter den Annahmen, daß

1. die Übergangswahrscheinlichkeiten des Einführungsbeispiels keine Schätzwerte, sondern Parameter der Grundgesamtheit sind,
2. die $n = 200$ Konsumenten ihre Markenwahlentscheidungen unabhängig voneinander treffen ¹,
3. das Kaufverhalten homogen ist,

läßt sich zeigen, daß $n_j(t)$ jeweils die mittlere Zahl der Konsumenten ist, die sich in der Periode t für die Marke j entscheiden. $n_j(t)$ ist somit Erwartungswert der Zufallsvariablen $N_j(t)$, also $E[N_j(t)]$. Die prognostizierten Marktanteile sind dementsprechend ebenfalls als Erwartungswerte zu betrachten.

Die Zufallsvariable $N_j(t)$ ist eine Summenvariable. Die einzelnen Konsumenten, die in Periode 0 die Marke i kaufen, wählen in t mit der Wahrscheinlichkeit $p_{ij}^{(t)}$ die Marke j oder aber mit $(1-p_{ij}^{(t)})$ eine der anderen Konkurrenzmarken. Jede Realisation von $N_j(t)$ ergibt sich folglich als Summe der Zuströme von m Marken. Da die Konsumenten ihre Wahlentscheidungen unabhängig voneinander treffen, sind alle m Zufallsvariablen binomialverteilt. Die Wahrscheinlichkeit $P(k(t))$, daß von den $n_i(0)$ Konsumenten, die derzeit Marke i wählen, genau $k(t)$ in der t -ten Periode die Marke j kaufen, ist daher durch

¹ Vgl. zur Bedeutung dieser Prämisse unter verhaltenstheoretischen Aspekten S. 181 f.

$$P(k(t)) = \binom{n_i(0)}{k(t)} \left(p_{ij}(t) \right)^{k(t)} \left(1 - p_{ij}(t) \right)^{n_i(0) - k(t)}$$

bestimmt; hierbei gilt $0 \leq k(t) \leq n_i(0)$. $E[N_j(t)]$ errechnet sich dann als Summe der Erwartungswerte von m unabhängigen Binomialverteilungen¹, d.h.:

$$E[N_j(t)] = \sum_{i=1}^m n_i(0) p_{ij}(t) \quad \text{für } j = 1, 2, \dots, m \quad (4.42)$$

Die Summenvariable $N_j(t)$ selbst ist allerdings nicht mehr binomialverteilt².

Da die Varianz der Summe unabhängiger Zufallsvariablen gleich der Summe der Einzelvarianzen ist, ergibt sich für $V[N_j(t)]$:

$$V[N_j(t)] = \sum_{i=1}^m n_i(0) p_{ij}(t) (1 - p_{ij}(t)) \quad \text{für } j = 1, 2, \dots, m \quad (4.43)$$

Wenn auch (4.41) und (4.42) rein rechnerisch den gleichen Prognosewert liefern, gilt (4.42) aufgrund der Erwartungswertinterpretation das besondere Interesse. Sie verdeutlicht, daß die Prognoseergebnisse nicht "deterministisch" zu interpretieren sind; vielmehr handelt es sich hier um Werte, die im Rahmen von Zufallsabweichungen schwanken können. Dieses Ergebnis gewinnt vor allem dann an Bedeutung, wenn die Frage gestellt wird, ob das untersuchte Kaufverhalten tatsächlich homogen ist. Bestimmt man für die Prognoseergebnisse mit Hilfe der TSCHEBYSCHEFFSchen Ungleichung Intervalle angemessener Breite um $E[N_j(t)]$ ³, besteht im Prinzip solange kein Anlaß,

1 Vgl. die genaue Ableitung bei HOWARD, R.A., Stochastic Process Models of Consumer Behavior, JoAR, 3 (1963), S. 35 ff und TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 79 ff.

2 Vgl. die Ausführungen auf S. 61.

3 Vgl. ebenda.

die Homogenitätsannahme zu verwerfen, wie die beobachteten Werte für aufeinander folgende Perioden innerhalb dieser Intervalle liegen.

Da bei einer konkreten Marktprognose die Übergangswahrscheinlichkeiten anhand von Paneldaten geschätzt werden, sind Prognosefehler nicht nur auf Zufallsabweichungen zurückzuführen, sondern auch auf Unzulänglichkeiten der Schätzwerte. Der Prognosefehler setzt sich dementsprechend - auch wenn alle sonstigen Modellprämissen erfüllt sind - aus einer Zufalls- und Schätzfehlerkomponente zusammen. Die theoretischen Probleme einer solchen Gesamtfehlerschätzung sind allerdings bislang weitgehend unbefriedigend gelöst. Eine von BARTHOLOMEW kürzlich veröffentlichte Fehleranalyse verdeutlicht, welche Probleme eine praktikable Fehlerschätzung aufwirft. Das Modell ist aber zumindest unter bestimmten Voraussetzungen bei Marktprognosen anwendbar ¹.

Die grundlegende Prämisse dieses Ansatzes beruht auf der Annahme, die Übergangsmatrix unabhängig vom Anfangsvektor des Prozesses schätzen zu können. Die Bedingung soll bereits als erfüllt gelten, wenn man $\vec{n}(0) = (n_1(0), n_2(0), \dots, n_m(0))$ anhand aktueller Paneldaten bestimmt und zur Schätzung der Übergangswahrscheinlichkeiten ausschließlich Daten der vergangenen Berichtsperioden heranzieht, d.h. $\hat{p}_{ij}^* = n_{ij}^*/n_i^*$. Der Prognosefehler zur Periode 1 ergibt sich dann als Differenz von $\vec{n}(1)$ und $\vec{\hat{n}}(1)$. Dieser läßt sich durch folgende Fehlermatrix beschreiben:

$$F(1) = E[(\vec{n}(1) - \vec{\hat{n}}(1))' (\vec{n}(1) - \vec{\hat{n}}(1))] \quad (4.44)$$

Formt man (4.44) um in

¹ Vgl. zu den folgenden Ausführungen BARTHOLOMEW, D.J., Error Prediction for Markov Chain Models, JORSS, 37 (1975), S. 452 ff.

$$\mathbf{F}(1) = \mathbf{E} \left[\vec{\mathbf{n}}(1) - \mathbf{E}[\vec{\mathbf{n}}(1)] \right]' \left[\vec{\mathbf{n}}(1) - \mathbf{E}[\vec{\mathbf{n}}(1)] \right] + \\ \left[\mathbf{E}[\vec{\mathbf{n}}(1)] - \vec{\mathbf{n}}(1) \right]' \left[\mathbf{E}[\vec{\mathbf{n}}(1)] - \vec{\mathbf{n}}(1) \right], \quad (4.45)$$

so läßt sich $\mathbf{F}(1)$ additiv aufspalten in

$$\mathbf{F}(1) = \mathbf{F}_V(1) + \mathbf{F}_S(1). \quad (4.46)$$

$\mathbf{F}_V(1)$ ist eine Varianz-Kovarianzmatrix, die den Zufallsfehler erfaßt. Ihre Bestimmung erweist sich als unproblematisch, wenn man unabhängige individuelle Markenwahlentscheidungen unterstellt und die an sich zu schätzende Übergangsmatrix zunächst als gegeben voraussetzt. Die Matrix $\mathbf{F}_S(1)$ charakterisiert die durch die Schätzung von p_{ij}^* verursachte Fehlerkomponente, die durch folgende Beziehung erfaßt wird:

$$\vec{\mathbf{n}}(1) - \mathbf{E}[\vec{\mathbf{n}}(1)] = \vec{\mathbf{n}}(0) \hat{\mathbf{P}} - \vec{\mathbf{n}}(0) \mathbf{P} = \vec{\mathbf{n}}(0) (\hat{\mathbf{P}} - \mathbf{P})$$

Dementsprechend ergibt sich für $\mathbf{F}_S(1)$:

$$\mathbf{F}_S(1) = (\hat{\mathbf{P}} - \mathbf{P})' \vec{\mathbf{n}}'(0) \vec{\mathbf{n}}(0) (\hat{\mathbf{P}} - \mathbf{P}) \quad (4.47)$$

Da sich $\hat{\mathbf{P}}$ nur auf Paneldaten der vergangenen Berichtsperioden stützt, die vom Anfangsvektor $\vec{\mathbf{n}}(0)$ als Ausgangsbasis der künftigen Prozeßentwicklung unabhängig sind, lassen sich die Matrixelemente von $\mathbf{F}_S(1)$ als Erwartungswerte bestimmen.

Ohne die mathematische Ableitung dieser Fehleranalyse im einzelnen nachzuvollziehen, ergibt sich folgender erwartete quadratische Prognosefehler $F_j(1) = \mathbf{E}[N_j(1) - \hat{N}_j(1)]$ der Kaufhäufigkeit der Marke j :

$$F_j(1) = \sum_{i=1}^m n_i(0) \hat{p}_{ij}^* (1 - \hat{p}_{ij}^*) + \sum_{i=1}^m n_i^2(0) \hat{p}_{ij}^* (1 - \hat{p}_{ij}^*) \frac{1}{n_i^*} \\ \text{für } j = 1, 2, \dots, m \quad (4.48)$$

Der erste Summand von (4.48) erfaßt die Zufallsfehlerkomponente und stimmt formal mit (4.48) für $t = 1$ überein, wenn p_{ij} durch den entsprechenden Schätzwert $\hat{p}_{ij}^*$ ersetzt wird. Der zweite Summand beschreibt den Schätzfehler.

Um die Prognosefehler $F_j(t)$ für $t > 0$ schätzen zu können, ist analog zu (4.46) $F(t) = F_V(t) + F_S(t)$ zu bestimmen. Hierbei erweisen sich allerdings die Erwartungswertberechnungen für $F_S(t)$ wegen P^t als sehr aufwendig.

Aufgrund der geforderten Unabhängigkeit von $\vec{n}(0)$ und $\hat{p}_{ij}^*$ sind die Verwendungsmöglichkeiten dieser Fehleranalyse zwangsläufig sehr eng begrenzt. Die Anbieter variieren häufig ihren absatzpolitischen Instrumenteinsatz, so daß die Prognosen an sich ausnahmslos auf einer aktuellen Datenbasis beruhen müssen, wenn man die sich ändernden Kaufverhaltenstendenzen erfassen will. Diese Zielsetzung läßt sich weder mit der grundlegenden Unabhängigkeitsprämisse in (4.48) vereinbaren, noch mit anderen Fehleransätzen.

Das der Fehlerschätzung zugrunde liegende Markovmodell ist im Prinzip nur dann zu rechtfertigen, wenn - ausgehend von Periode 0 - eine "mittlere" Marktentwicklung prognostiziert werden soll. Die Aggregation von Paneldaten mehrerer vergangener Berichtsperioden führt nämlich zu weitgehend geglätteten Marktprojektionen, die relativ kurzfristig Kaufverhaltensänderungen nicht erfassen kann. Eine strenge Unabhängigkeit im statistischen Sinne von $\vec{n}(0)$ und $\hat{p}_{ij}^*$ ist gewiß auch unter diesen Voraussetzungen nicht gegeben, denn die Anfangsverteilung wird u.a. ebenfalls durch die Marktentwicklung der vergangenen Berichtsperioden determiniert. Um aber in solchen Fällen überhaupt die Größenordnung von möglichen Prognosefehlern quantifizieren zu können, ist das Fehlermodell von BARTHOLOMEW durchaus vertretbar.

Die skizzierte Erwartungswertinterpretation von Markovprognosen trifft im engeren Sinne nur dann zu, wenn tatsächlich auch homogenes, individuell unabhängiges Markenwahlverhalten vorliegt. Realistisch betrachtet wird man von diesen Prämissen nur selten ausgehen können. In welchem Umfang gerade heterogenes Kaufverhalten die Prognosegenauigkeit beeinflusst, läßt sich anschaulich am Beispiel eines segmentierten Marktes aufzeigen. Hiermit ist zugleich die Möglichkeit gegeben, den allumfassenden Heterogenitätsbegriff einzugrenzen. Für die kommende Diskussion wird deshalb unterstellt, daß innerhalb der einzelnen Marktsegmente wiederum Homogenität vorliegt. Das Kaufverhalten des Gesamtmarktes läßt sich folglich durch eine Reihe unterschiedlicher, segmentspezifischer, homogener Übergangsmatrizen beschreiben, deren Linearkombination gewissermaßen die Gesamtmarktheterogenität erfaßt. Als Beurteilungskriterien für Prognosefehler, die aus der Aggregation resultieren, bietet sich ein Vergleich von zwei verschiedenen Projektionen: Während sich eine auf der Grundlage eines über alle Segmente aggregierten Markovprozesses berechnen läßt, wird die andere durch Addition der einzelnen Teilmarktprognosen bestimmt.

Angenommen, für die Marktsegmente I und II gelten die Übergangsmatrizen

$$\hat{P}_I = \begin{bmatrix} 0,6 & 0,4 \\ 0,2 & 0,8 \end{bmatrix} \quad \text{und} \quad \hat{P}_{II} = \begin{bmatrix} 0,2 & 0,2 \\ 0,5 & 0,5 \end{bmatrix}.$$

Ist ferner $\vec{n}_I(0) = (100, 100)$ und $\vec{n}_{II}(0) = (180, 120)$, so errechnen sich die in Tab. 4.7 auf S. 92 ausgewiesenen Prognosewerte für die mittlere Anzahl der Konsumenten, die in Kaufperiode $t = 2$ entweder Marke A oder B erwerben.

MARKE	Anzahl der Käufer im Segment		
	I	II	Σ
A	72	121	193
B	128	179	307
Σ	200	300	500
Tab. 4.7: MARKOVsche, segmentspezifische Teilprognosen zur Periode $t = 2$			

Will man die segmentspezifischen Markenwahlprozesse zu einer einzigen Markovkette aggregieren, die das Kaufverhalten des Gesamtmarktes beschreibt, so ist zweierlei sicherzustellen:

1. Eine Gewichtung der Segmentprozesse entsprechend dem Umfang der einzelnen Teilmärkte am Gesamtmarkt.
2. Eine Gewichtung der segmentspezifischen Übergangswahrscheinlichkeiten entsprechend dem Anteil der Konsumenten, die in $t = 0$ Marke A und B kaufen.

Die Anzahl der einzelnen Gewichtungsvorgänge wird somit bestimmt von der Zahl der betrachteten Konkurrenzmarken und der Marktsegmente, über die man aggregiert.

Entsprechend diesem Gewichtungsschema läßt sich die Aggregatmatrix $\hat{\mathbf{P}}$ mit den Übergangswahrscheinlichkeiten $\hat{p}_{ij}$ elementweise mit Hilfe des gewogenen arithmetischen Mittels bestimmen. Für $\hat{p}_{11}$ erhält man:

$$\hat{p}_{11} = \frac{u \cdot v \cdot \hat{p}_{11}^I + (1-u) \cdot w \cdot \hat{p}_{11}^{II}}{u \cdot v + (1-u) \cdot w} \quad (4.49a)$$

u , v und w sind laut unterstellter Marktsituation folgende Werte zuzuweisen:

- $u = 0,4$ Umfang des Segmentes I am Gesamtmarkt;
- $v = 0,5$ Anteil der Konsumenten, die im Segment I in Periode 0 die Marke A gekauft haben;

$w = 0,6$ Anteil der Konsumenten, die im Segment II
in Periode 0 die Marke A gekauft haben.

Für $\hat{p}_{11}$ errechnet sich damit eine Wiederkaufwahrscheinlichkeit
von 0,343. Analog gilt für $\hat{p}_{22}$:

$$\hat{p}_{22} = \frac{u(1-v)\hat{p}_{22}^I + (1-u)(1-w)\hat{p}_{22}^{II}}{u(1-v) + (1-u)(1-w)} = 0,636 \quad (4.49b)$$

Mit $\hat{p}_{11}$ und $\hat{p}_{22}$ ist die Matrix $\hat{\mathbf{P}}$ vollständig bestimmt, da sich
 $\hat{p}_{12}$ und $\hat{p}_{21}$ als Differenz von 1 zu $\hat{p}_{11}$ und $\hat{p}_{22}$ errechnen. Der
entsprechende Anfangsvektor $\vec{n}_{I,II}(0)$ ergibt sich aus der Addition
der zugehörigen Elemente von $\vec{n}_I(0)$ und $\vec{n}_{II}(0)$.

Anhand dieser Gesamtmarkt-Markovkette errechnet sich für $t=2$
mit ¹

$$\vec{n}_{I,II}(2) = (178, 322)$$

eine Marktaufteilung, die recht beachtlich von den Ergebnissen
in Tab. 4.7 abweicht. Das gleiche Bild ergibt sich, wenn man
anstelle der absoluten Anfangsverteilungen die entsprechenden
Marktanteilsverteilungen zur Periode 0 verwendet. Die Anfangs-
verteilung des aggregierten Prozesses läßt sich ebenfalls als
gewogenes arithmetisches Mittel mit einer Gewichtung der ein-
zelnen Marktanteile von u bzw. $1-u$ bestimmen.

In empirischen Untersuchungen wird - abgesehen von den Model-
len, die Parameterheterogenität explizit berücksichtigen - die-
sem Aggregationsproblem bei heterogenem Kaufverhalten in der
Regel wenig Beachtung geschenkt. Man aggregiert hier auch nicht
Wahrscheinlichkeiten, sondern die als Basisdaten verwendeten
Panelaufzeichnungen, die naturgemäß ebenfalls das heterogene
Kaufverhalten widerspiegeln. Die Paneldaten werden mit Hilfe
der Markenbewegungsmatrix systematisiert und somit für eine
Maximum-Likelihood-Schätzung der Übergangswahrscheinlichkeiten

¹ Die Prognosewerte sind auf- bzw. abgerundet. Das gilt eben-
falls für die in Tab. 4.7 ausgewiesenen Werte.

aufbereitet. Diese Vorgehensweise bringt aber genau die im obigen Beispiel genannten Probleme mit sich. Überführt man die Übergangsmatrizen der Segmente I und II mit Hilfe der absoluten Anfangsverteilungen wiederum in segmentspezifische Markenbewegungsmatrizen und addiert diese elementweise auf, liefert eine sich anschließende Maximum-Likelihood-Schätzung die gleiche Übergangsmatrix $\hat{\bar{P}}$. Beide Aggregationsformen sind somit gleichwertig. Verzerrte Prognosen infolge der Heterogenität können damit auch erst bei $t > 1$ auftreten, da die Marktaufteilung in $t = 1$ noch Bestandteil der Markenbewegungsmatrix ist.

Trotz möglicher Fehlerrisiken, die in der Aggregation heterogenen Kaufverhaltens liegen, stellt die Markenbewegungsmatrix ein einfach zu handhabendes Instrument dar, um eine Vielzahl individueller Markenwahlprozesse aggregieren zu können. Dieser Vorteil ist im Rahmen einer empirischen Analyse an sich nicht hoch genug einzuschätzen, denn theoretisch verfügt jeder Panelhaushalt über einen eigenen, charakteristischen Markenwahlprozeß. Ist darüber hinaus die Repräsentanz der Berichtshaushalte gewährleistet, erscheint diese Form der Aggregation auch hinsichtlich der Prognosegenauigkeit durchaus angemessen¹. Damit geht jedoch die direkte, unmittelbare Anschauung individuellen Kaufverhaltens verloren, denn die "strenge" Homogenitätsprämisse wird durch die Aggregation in eine durchschnittliche Homogenitätsbedingung überführt². Dieser Nachteil sowie das Prognosefehlerrisiko läßt sich aber weitgehend ausschalten, wenn Marktprojektionen auf Teilprognosen möglichst verhaltenshomogener Segmente beruhen. In der amerikanischen Literatur wird teilweise die Auffassung vertreten, daß diese Form der Heterogenitätserfassung theoretisch begründeter ist als ein Modellansatz, der Parameterheterogenität explizit berücksichtigt. Das gilt vor allem dann, wenn man aufgrund von Plausibilitätsüberlegun-

1 Vgl. SCHAICH, E., Eine Nachfragetheorie..., a.a.O., S. 118 f.

2 Vgl. hierzu die Argumentation bei Wierenga, G., An Investigation..., a.a.O., S. 65.

3 Vgl. LAWRENCE, R.J., Patterns of Buyer Behavior..., a.a.O., S. 142.

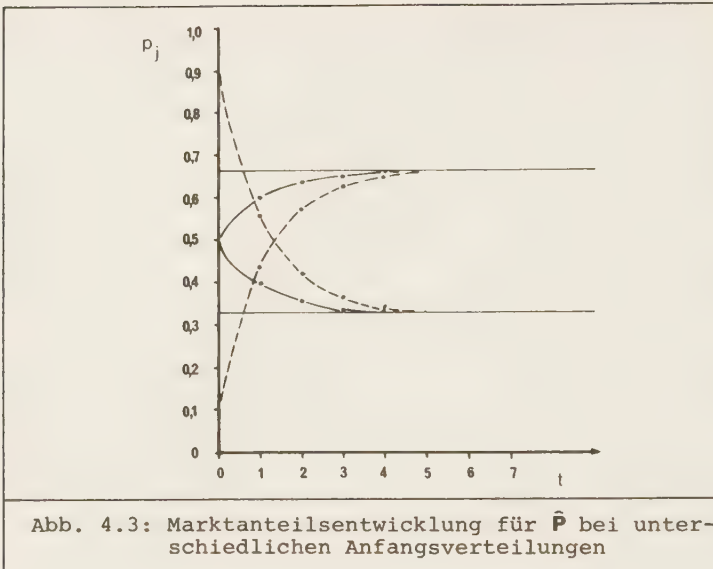
gen a-priori einen bestimmten Verteilungstyp zur Charakterisierung der Heterogenität unterstellt, ohne diese Verteilungshypothese allgemein verifizieren zu können. In der Regel läßt sich auch ein heterogener Markt bereits mit Hilfe relativ weniger Übergangsmatrizen in homogene Segmente zerlegen, die strukturelle Kaufverhaltensunterschiede aufweisen und als Marktsegmente auch Anhaltspunkte für eine differenzierte Marktbearbeitung liefern. Die Effizienz einer solchen Segmentierung wird deutlich, wenn man unter diesem Gesichtspunkt die Ergebnisse einiger veröffentlichten Markenwahlstudien prüft ¹. Häufig wird hier allerdings die Frage eingeklammert, ob das Kaufverhalten der Segmente überhaupt im Hinblick auf den Prozeßtyp "Markovkette" homogen ist. Zumindest a-priori wird man davon ausgehen müssen, daß entsprechend variierender Kaufverhaltensausprägungen einzelner Teilmärkte auch unterschiedliche Markenwahlmodelle für eine Analyse und Prognose zu verwenden sind ².

4.2.3 DER KONVERGENZZUSTAND - KENNZEICHEN EINES MARKT- GLEICHGEWICHTES

Vergleicht man die zeitliche Marktanteilsentwicklung des Einführungsbeispiels in Tab. 4.5 auf S. 85, so wird erkennbar, daß mit wachsender Zahl der Kaufperioden die Marktanteile $p_j(t)$ von Marke A und B relativ schnell gegen $0,3$ bzw. $0,6$ konvergieren. Diese Entwicklung ist in Abb. 4.3 auf S. 96 graphisch dargestellt. Das gleiche Bild ergibt sich hier für den veränderten Anfangsvektor $\vec{p}(0) = (0,9; 0,1)$, der im Zeitablauf ebenfalls zu den Marktanteilswerten von $0,3$ bzw. $0,6$ führt.

1 Vgl. BROWN, R.G., Sales Response..., a.a.O., S. 33 ff;
HARARY, F., LIPSTEIN, B., The Dynamics..., a.a.O., S. 31 f;
WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 65 ff.

2 Vgl. zu diesen Fragen S. 153 ff und S. 192 f.



Die gleiche Entwicklung zeichnet sich ab, wenn man dieser Betrachtung nicht die Marktanteilsverteilungen für $t > 0$ zugrundelegt, sondern analog hierzu die Übergangsmatrix $\hat{P}$ fortlaufend mit sich selbst multipliziert:

$$\hat{P} = \begin{bmatrix} 0,6 & 0,4 \\ 0,2 & 0,8 \end{bmatrix}, \dots, \hat{P}^3 = \begin{bmatrix} 0,376 & 0,624 \\ 0,312 & 0,688 \end{bmatrix}, \dots, \\ \hat{P}^6 = \begin{bmatrix} 0,336064 & 0,663936 \\ 0,331968 & 0,668032 \end{bmatrix}, \dots$$

In diesem Falle konvergieren die Matrizen zeilenweise zu den Wahrscheinlichkeiten von $0,3$ bzw. $0,6$. Diese Entwicklung läßt sich allgemein durch folgende Matrix kennzeichnen:

$$P^t = \begin{bmatrix} \frac{p_{21}}{p_{12}+p_{21}} + p_{12} \frac{(1-p_{12}-p_{21})^t}{p_{12}+p_{21}} & \frac{p_{12}}{p_{12}+p_{21}} - p_{12} \frac{(1-p_{12}-p_{21})^t}{p_{12}+p_{21}} \\ \frac{p_{21}}{p_{12}+p_{21}} - p_{21} \frac{(1-p_{12}-p_{21})^t}{p_{12}+p_{21}} & \frac{p_{12}}{p_{12}+p_{21}} + p_{21} \frac{(1-p_{12}-p_{21})^t}{p_{12}+p_{21}} \end{bmatrix} \quad (4.50)$$

Hieraus folgt:

$$\hat{\mathbf{P}}^t = \begin{bmatrix} 1/3 + 2/3 \cdot 0,4^t & 2/3 - 2/3 \cdot 0,4^t \\ 1/3 - 1/3 \cdot 0,4^t & 2/3 + 1/3 \cdot 0,4^t \end{bmatrix}$$

Die Übergangswahrscheinlichkeiten $p_{ij}^{(t)}$ setzen sich folglich additiv jeweils aus zwei Wahrscheinlichkeitskomponenten zusammen¹. Sie bestehen aus einer stabilen Größe von 1/3 bzw. 2/3 sowie einer mit wachsender Periodenanzahl geometrisch kleiner werdenden Komponente von $2/3 \cdot 0,4^t$ bzw. $1/3 \cdot 0,4^t$, die für $t \rightarrow \infty$ gegen Null streben. Die Marktanteilsentwicklung verläuft dementsprechend ebenfalls geometrisch. Die jeweils zeilenweise ausgewiesenen Wahrscheinlichkeiten von 1/3 und 2/3 sind Endwahrscheinlichkeiten dieses Markovprozesses, auf die selbst unterschiedliche Anfangswahrscheinlichkeiten der Kette keinen Einfluß ausüben.

Eine Markovkette mit diesen Eigenschaften sowie die zugehörige Übergangsmatrix $\mathbf{P}$ bezeichnet man als regulär. Die Konvergenz einer solcher Kette ist immer dann sichergestellt, wenn eine beliebige Potenz von $\mathbf{P}$ die Bedingung $0 < p_{ij}^{(t)} < 1$ für alle

¹ Das für Markovketten gültige Entwicklungsgesetz läßt sich auch anhand der sogenannten z-Transformation von HOWARD erläutern. Diese mathematisch sehr komplexe Methode ist für beliebige $m \times m$ Übergangsmatrizen verwendbar. Für die obige Matrix erhält man in diesem Falle:

$$\hat{\mathbf{P}}^t = \begin{bmatrix} 1/3 & 2/3 \\ 1/3 & 2/3 \end{bmatrix} + 0,4^t \begin{bmatrix} 2/3 & -2/3 \\ -1/3 & 1/3 \end{bmatrix} = \hat{\mathbf{S}} + \hat{\mathbf{R}}(t) \quad (4.51)$$

$\hat{\mathbf{P}}^t$ setzt sich somit additiv aus den Matrizen $\hat{\mathbf{S}}$ und $\hat{\mathbf{R}}(t)$ zusammen. $\hat{\mathbf{S}}$ ist als Stabilitätsanteil von $\hat{\mathbf{P}}^t$ zu kennzeichnen, der unabhängig von der Periodenanzahl bzw. von der Potenz der Übergangsmatrix ist. Die Differentialmatrix $\hat{\mathbf{R}}(t)$ mit dem geometrischen Koeffizienten ist hingegen jene Komponente von $\hat{\mathbf{P}}^t$, die von t abhängig ist. Diese Differentialmatrix kennzeichnet die geometrisch abnehmenden Folgen der Wahrscheinlichkeitskomponenten, wie sie für Markovprozesse charakteristisch sind. Wenn $t \rightarrow \infty$ strebt, verschwindet $\hat{\mathbf{R}}(t)$ völlig. $\hat{\mathbf{S}}$ entspricht somit der Fixpunktmatrix. Vgl. zur z-Transformation HOWARD, R.A., Dynamic Probabilistic Systems, Vol. I: Markov Models, New York/London/Sydney/Toronto 1971, S. 59 ff.

$i, j = 1, 2, \dots, m$ erfüllt ¹. Die entsprechende Grenzverteilung, die in der Regel - wie Abb. 4.3 bereits andeutet - schon nach wenigen Übergängen annähernd erreicht wird, heißt Konvergenz- oder Fixpunktverteilung. Teilweise spricht man in diesem Zusammenhang der Einfachheit halber auch von Konvergenzzustand oder Fixpunkt.

Im Rahmen einer individuellen Markenwahlanalyse und -prognose kennzeichnen die Konvergenzwahrscheinlichkeiten die Kaufneigung eines Konsumenten, nach - streng genommen - unendlich vielen Käufen die Marke $j = 1, 2, \dots, m$ zu erwerben. Da sich bei Konstanz der Übergangswahrscheinlichkeiten der Fixpunktvektor $\vec{p}(\infty)$ nicht mehr verändert, wird mit dem Konvergenzzustand eine Gleichgewichtsverteilung der Präferenzstruktur gegenüber m Konkurrenzmarken beschrieben.

In einem Makromodell läßt sich der Konvergenzzustand dementsprechend als langfristige, sich im Gleichgewicht befindliche Marktanteilsverteilung interpretieren, die für $t \rightarrow \infty$ nach (4.50) folgende Bedingung erfüllen müssen:

$$\vec{p}(\infty) = \vec{p}(\infty) \mathbf{P} \quad (4.52)$$

(4.52) ist ein lineares Gleichungssystem, mit dessen Lösung die langfristigen Marktanteile analytisch bestimmt sind. We-

¹ Ist diese Bedingung nicht erfüllt, resultieren aus der Übergangsmatrix andere Ketteneigenschaften. Wird einem oder mehreren Diagonalelementen von $\mathbf{P}$ ein Wert von 1 zugewiesen, so daß alle anderen Übergangswahrscheinlichkeiten der betreffenden Matrizenzeilen gleich Null sind, liegt eine absorbierende Kette mit Absorptionsmarken vor. Diese werden - einmal gekauft - immer wieder gewählt und vereinigen auf sich im Zeitablauf die gesamte Marktnachfrage; die restlichen Konkurrenzprodukte werden somit vom Markt verdrängt. Erfolgen die Wahlentscheidungen in systematischer, wiederkehrender Abfolge, liegt eine periodische Kette vor. Im Rahmen einer individuellen Analyse ist periodisches Markenwahlverhalten sowie das Auftreten von Absorptionsmarken, die 100%ige Markentreue auszeichnen, sicherlich nicht auszuschließen. Es ist aber unrealistisch, diese Erscheinungsformen einer Makrobetrachtung zugrunde zu legen. Eine ausführliche Klassifikation von Markovketten gibt PARZEN, E., Stochastic Processes, San Francisco/London/Amsterdam 1962, S. 224 ff.

gen $1 = \sum_j p_j(\infty)$ sind allerdings nur $m-1$ Gleichungen unabhängig, so daß zur Lösung von (4.52) diese Nebenbedingung als erforderliche m -te Beziehung einzusetzen ist.

In dieser sich im Gleichgewicht befindlichen Marktsituation bleibt modellmäßig die Entscheidungsfreiheit der Konsumenten erhalten, zwischen allen konkurrierenden Produkten wählen zu können. Da aber keine Marktanteilsverschiebungen mehr auftreten, gleicht sich das Markenwechselkaufverhalten insgesamt aus. Somit liegen hier genau jene Marktverhältnisse vor, von denen der zero-order-Ansatz bei der Modellierung des Kaufverhaltens ausgeht. Die Fixpunktmatrix $\lim_{t \rightarrow \infty} P^t$ setzt sich dementsprechend aus m identischen Zeilenvektoren (vgl. 4.50) zusammen, die jeweils die betreffende Marktgleichgewichtssituation im Sinne eines zero-order-Markenwahlprozesses kennzeichnen. Je weniger sich von vornherein die Zeilen einer geschätzten Übergangsmatrix unterscheiden, umso stärker gleichen sich bereits die derzeitigen Marktverhältnisse mit der Gleichgewichtssituation.

Will man allerdings konkret das Ausmaß beschreiben, wie weit die derzeitigen Marktverhältnisse noch von einer stabilen Marktlage entfernt sind, ist es zweckmäßig, die augenblicklichen Marktanteile direkt mit dem Konvergenzzustand zu vergleichen. Wie in Abb. 4.3 auf S. 96 die Marktanteilsentwicklung bei unterschiedlichen Anfangsvektoren zu erkennen gibt, wird diese Entfernung bei einer gegebenen Übergangsmatrix durch die jeweilige Struktur von $\vec{p}(0)$ determiniert. Darüber hinaus benötigt man eine Größe, die die Unterschiedlichkeit aller Anteilswerte der Vektoren $\vec{p}(0)$ und $\vec{p}(\infty)$ summarisch beschreibt. Eine solche Kennzahl läßt sich mit Hilfe informationstheoretischer Überlegungen bestimmen. Diese knüpfen unmittelbar an Ausführungen an, die zur Definition der Entropie-Markentreue beim zero-order-Ansatz führten¹. Hierzu wird

¹ Vgl. S. 64.

allerdings folgende veränderte Ausgangsbasis zugrundegelegt¹: $\vec{p}$ ist ein Wahrscheinlichkeitsvektor, dessen Elemente p_i ($i = 1, 2, \dots, m$) die Wahrscheinlichkeit für das Eintreffen des i -ten Ereignisses angeben. Der Vektor $\vec{q}$ enthält die prognostizierten Wahrscheinlichkeiten q_i über das Eintreffen dieser m Ereignisse.

Aufgrund der Prognose wird der a-priori-Wahrscheinlichkeitsvektor $\vec{p}$ revidiert und in den a-posteriori-Vektor $\vec{q}$ transformiert. Der Informationsgehalt einer Nachricht, die vom Eintreten des i -ten Ereignisses berichtet, beträgt für die a-priori-Wahrscheinlichkeit p_i dementsprechend $-\log p_i$, für die a-posteriori-Wahrscheinlichkeit q_i analog $-\log q_i$. Damit entspricht der Informationsgewinn, den eine Prognose sowie eine hierdurch ausgelöste Revision der Wahrscheinlichkeiten $p_i \rightarrow q_i$ erzielt, der Differenz:

$$\begin{aligned} \psi(p_i) - \psi(q_i) &= -\log p_i - (-\log q_i) \\ &= \log \frac{q_i}{p_i} \end{aligned} \quad (4.53)$$

Da zwangsläufig unbekannt ist, welches der m Ereignisse eintritt, läßt sich der Informationsgewinn als Zufallsvariable interpretieren und ein aufgrund der Prognose zu erwartender Informationsgewinn ermitteln. Dieser ergibt sich nach den Regeln der Erwartungswertbildung als Summe der mit ihren prognostizierten Eintrittswahrscheinlichkeiten q_i gewichteten $\log (q_i/p_i)$. Somit gilt:

$$\phi(\vec{q}, \vec{p}) = \sum_{i=1}^m q_i \log \frac{q_i}{p_i} \quad (4.54)$$

Unabhängig vom informationstheoretischen Gehalt dieser Ableitung verfügt man hiermit über eine allgemeine Maßgröße, die Abweichungen der Anteilswerte von zwei Vektoren in ihrer Gesamtheit zu präzisieren.

¹ Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 150 f.

Will man dementsprechend die Unterschiedlichkeit bzw. die Entfernung der derzeitigen Marktsituation von der stabilen Gleichgewichtslage kennzahlenmäßig erfassen, ergibt sich gemäß (4.54):

$$\phi(\vec{p}(\infty), \vec{p}(0)) = \sum_{i=1}^m p_i(\infty) \log \frac{p_i(\infty)}{p_i(0)} \quad (4.55)$$

Die gegenwärtigen Marktverhältnisse sind der Gleichgewichtssituation umso ähnlicher, je kleiner dieser Ausdruck ist; bei $p_i(0) = p_i(\infty)$ für alle i gilt $\phi(\vec{p}(\infty), \vec{p}(0)) = 0$. Je größer hingegen die nach oben unbeschränkt positiven Werte von (4.55) sind, desto weiter ist der Markt derzeit von stabilen Verhältnissen entfernt. Für die in Abb. 4.3 auf S. 96 zugrunde gelegten anfänglichen Marktanteile von 0,5 für Marke A und B bzw. 0,9 für A und 0,1 für B ergeben sich mit 0,0246 bzw. 0,4055 Kenngrößen, die entsprechend der graphischen Darstellung die Unterschiedlichkeit der beiden Anfangsverteilungen im Vergleich zum gemeinsamen Fixpunktvektor $\vec{p}(\infty) = (1/3; 2/3)$ zum Ausdruck bringen ¹. Bei einer Anfangsverteilung von $\vec{p}(0) = (0,9; 0,1)$ ist somit der Markt derzeit weiter von der Gleichgewichtslage entfernt als bei einem Anfangsvektor von $\vec{p}(0) = (0,5; 0,5)$.

Es stellt sich allerdings die Frage, ob die Bestimmung der langfristigen Marktanteile sowie die kennzahlenmäßige Präzisierung, in welchem Ausmaß sich die gegenwärtige Marktlage von einer stabilen Marktanteilsverteilung unterscheidet, ökonomisch überhaupt sinnvoll ist ². Die damit unterstellte langfristige Stationarität der Übergangswahrscheinlichkeiten entspricht kaum der tatsächlichen Marktdynamik, die in der Regel Konsumgütermärkte auszeichnet.

¹ Diese Vergleiche lassen sich auch für $\vec{p}(t)$ mit beliebigen $t > 0$ und $\vec{p}(\infty)$ durchführen.

² Vgl. hierzu die Diskussion von EHRENBURG, A.S.C., An Appraisal of Markov Brand-Switching Models, JoMR, 2 (1965), S. 355 f und MASSY, W.F., MORRISON, D.G., Comments on Ehrenbergs's Appraisal of Brand-Switching Models, JoMR, 5 (1968), S. 227; EHRENBURG, A.S.C., "On Clarifying M and M", JoMR, 5 (1968), S. 229.

Mit Bestimmung dieser sicherlich hypothetischen Kenngrößen wird jedoch ein aufschlußreiches Bild gezeichnet, wie die derzeitige Marktsituation und ihre Tendenzen einzuschätzen sind. Die Projektion präzisiert einerseits für jedes einzelne Erzeugnis die gegenwärtig gültigen Markenwahl Tendenzen aus der Sicht des künftigen Markterfolges, der sich eben bei Konstanz dieser Präferenzordnung der Konsumenten einstellen würde; sie bietet andererseits die Möglichkeit, das Ausmaß dieser Marktveränderung in ihrer Gesamtheit effektiv zu messen.

Die unmittelbare Entscheidungsrelevanz der Kennzahlen kommt verstärkt zur Geltung, wenn sich für eine Marke eine negative Marktentwicklung oder gar ein beträchtlicher Marktanteilseinbruch ankündigt. In diesem Falle ist der betreffende Hersteller frühzeitig gewarnt und kann mit allen zu Gebote stehenden Marketinginstrumenten diesen unvorteilhaften Tendenzen entgegenwirken.

Die Geschwindigkeit, mit der sich gegebenenfalls Marktanteils-einbußen abzeichnen, ist ein wichtiges Kriterium dafür, wie schnell absatzpolitische Gegenaktionen zu starten sind und zugleich erfolgswirksam werden müssen. Damit fällt teilweise bereits eine Vorentscheidung über die einzusetzenden Instrumente selbst. Einerseits ist die Dispositionsflexibilität mancher Komponenten des absatzpolitischen Instrumentariums kurzfristig verhältnismäßig stark beschnitten - wie etwa im Bereich der Produktions- oder Distributionsmixes; andererseits wirken eine Reihe von Marketinginstrumente - wie werbepolitische Maßnahmen - häufig erst mit einer gewissen zeitlichen Verzögerung.

Ein ordinales Maß für die Geschwindigkeit solcher Markttendenzen läßt sich mit Hilfe der Eigenwerte der Übergangsmatrix definieren. Diese ergeben sich als Nullstellen des charakteristischen Polynoms ¹, also als Lösung der Gleichung

¹ Vgl. ZURMÜHL, R., Matrizen, 4. Aufl., Berlin/Göttingen/Heidelberg 1964, S. 147.

$$d(\eta) = \det(\mathbf{P} - \eta \mathbf{I}) = 0 . \quad (4.56)$$

$\mathbf{I}$ ist eine Einheitsmatrix; die Determinante $\det(\mathbf{P} - \eta \mathbf{I})$ heißt charakteristische Determinante, deren zeilen- oder spaltenmäßige Entwicklung das charakteristische Polynom $d(\eta)$ erzeugt. Entsprechend den m Zeilen von $\mathbf{P}$ besitzt (4.56) als homogenes Gleichungssystem m -ten Grades in η genau m reelle oder komplexe Lösungen $\eta_1, \dots, \eta_i, \dots, \eta_m$, die der Bedingung $\eta_i \leq 1$ gehorchen. Einer der Eigenwerte nimmt aufgrund der Zeilensummenkonstanz der stochastischen Übergangsmatrix stets den Wert von 1 an. Dieser Einheitswert ist allerdings für die Konvergenzgeschwindigkeit (KG) einer regulären Markovkette unerheblich, da sich die KG als Produkt der Absolutbeträge sämtlicher Eigenwerte von $\mathbf{P}$ ergibt, d.h.

$$KG = \prod_{i=1}^m \eta_i \leq 1. \quad (4.57)$$

Die Grenzverteilung einer Markovkette wird umso schneller erreicht, je kleiner die Konvergenzrate KG ist. Je näher andererseits KG bei 1 liegt, umso langsamer werden die derzeitigen Marktverhältnisse bis zu der stabilen Gleichgewichtslage überbrückt.

Die Konvergenzrate orientiert sich allerdings ausschließlich an der Übergangsmatrix und nicht an der effektiven Unterschiedlichkeit der gegenwärtigen Marktanteilsverteilung $\bar{\mathbf{p}}(0)$ und dem Gleichgewichtsvektor $\bar{\mathbf{p}}(\infty)$. Daher errechnet sich für die zwei in Abb. 4.3 auf S. 96 dargestellten Markovprozesse mit gleicher Übergangsmatrix auch diegleiche Konvergenzrate von 0,4, obwohl infolge verschiedener Anfangsverteilungen das effektive Ausmaß der Marktveränderungen bis zum Erreichen der stabilen Marktgleichgewichtslage nach (4.55) beachtlich differiert. Die Konvergenzrate sollte deshalb stets nur in Verbindung mit $\phi(\bar{\mathbf{p}}(\infty), \bar{\mathbf{p}}(0))$ als Kenngröße zur Beurteilung der derzeitigen Marktverhältnisse herangezogen werden.

Da Änderungen im Marketingmix eines Herstellers als Folge einer negativen kennzahlenmäßigen Einschätzung der gegenwärtigen Marktsituation mit erheblichem Kostenaufwand verbunden ist, muß die Genauigkeit bzw. Unverzerrtheit der langfristigen Projektion gewährleistet sein. Das gilt vor allem für heterogenes Kaufverhalten der Konsumenten, von dem in der Regel auszugehen ist. Simulationsuntersuchungen zeigen, daß sich Verzerrungen der Fixpunktprognosen als Folge heterogenen Kaufverhaltens umso stärker nivellieren, je größer die Anzahl der Subpopulationen ist, die zur Aggregation einer Übergangsmatrix verwendet werden ¹. Dieses "Gesetz der großen Zahl" ist aufgrund der relativ großen Panelumfänge bei einer empirischen Analyse als gegeben vorauszusetzen. Hier kann man in etwa von einer absoluten Fehlerdifferenz von $\pm 1\%$ ausgehen ².

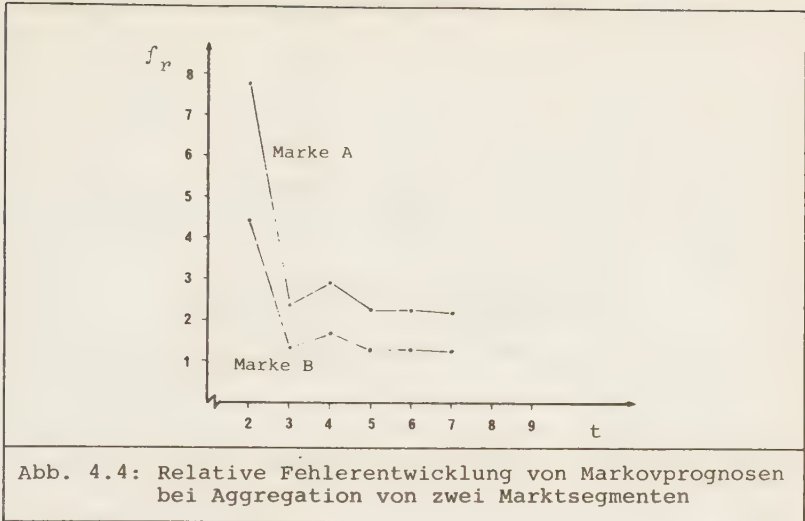
Die Überlegenheit der langfristigen Prokjektion gegenüber den Prognosen im kurzfristigen Bereich läßt sich in begrenztem Umfang auch anhand des Segmentierungsbeispiels zeigen; im begrenzten Umfang deshalb, weil bei einer Aggregation von nur zwei Subpopulationen auch der gegenteilige Effekt auftreten kann. Wird für Marke A und B in $t = 2, 3, \dots$ jeweils ein relativer Fehlervektor $\vec{f}_r$ für die Abweichungen der aggregierten Projektionen von den "wahren" aufaddierten Segmentprognosen nach

$$\vec{f}_r(t) = \frac{\bar{n}_{I,II}(t) - \bar{n}_I(t) + \bar{n}_{II}(t)}{\bar{n}_I(t) + \bar{n}_{II}(t)} \quad (4.58)$$

berechnet, ergibt sich die in Abb. 4.4 graphisch dargestellte Fehlerentwicklung.

1 Vgl. MORRISON, D.G., MASSY, W.F., SILVERMAN, F.N., The Effect of Nonhomogeneous Populations on Markov Steady-State Probabilities, JASA, 66 (1971), S. 268 ff.

2 Vgl. ebenda S. 272.



Es zeigt sich, daß ähnlich der Entwicklung der Marktanteile der relative Fehler f_r rasch gegen einen Grenzwert konvergiert (punktierte Linie in Abb. 4.4), der aber im Vergleich zur Periode 2 beträchtlich kleiner ist. Die Schwingungen, die in der Fehlerentwicklung sichtbar werden, haben ihre Ursache in den unterschiedlich strukturierten Übergangsmatrizen der Segmente I und II.

Um die Gefahren zu kennzeichnen, die bei einer Aggregation von nur wenigen Subpopulationen entstehen, wird in Abb. 4.5 auf S. 106 die Anfangsverteilung für Segment II systematisch verändert. Aufgrund der gewogenen arithmetischen Mittelwertbildung erfährt damit auch die aggregierte Übergangsmatrix eine systematische Veränderung. Ausgehend vom Anfangsvektor $\vec{n}_{II}(0) = (0, 300)$ wird bei Konstanz des Segmentumfangs die Zahl der Käufer der Marke A sukzessiv um jeweils 5 % erhöht und die Anzahl der Käufer von Marke B dementsprechend stufenweise um diesen Prozentsatz bis $\vec{n}_{II} = (300, 0)$ reduziert.

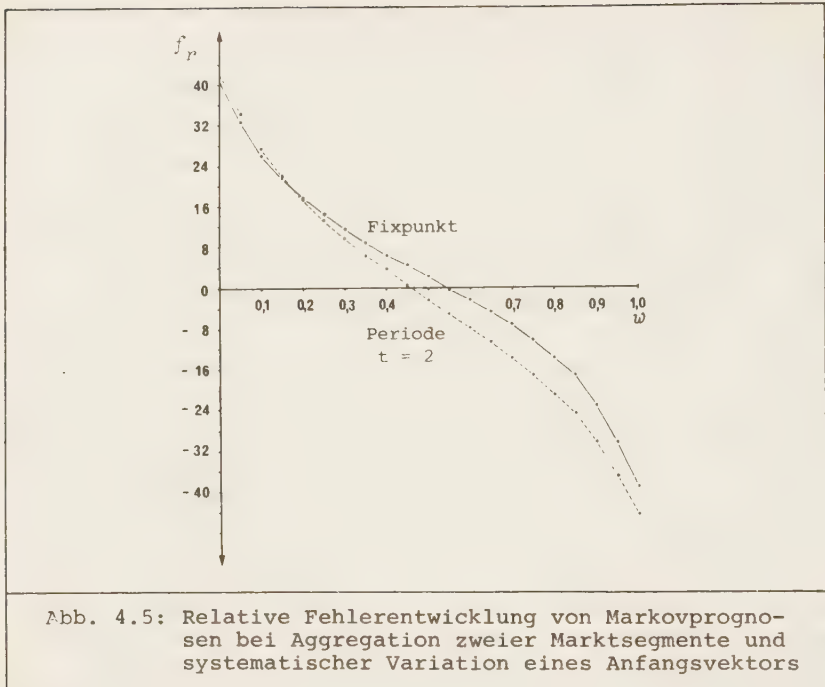


Abb. 4.5: Relative Fehlerentwicklung von Markovprognosen bei Aggregation zweier Marktsegmente und systematischer Variation eines Anfangsvektors

Abb. 4.5 zeigt sehr deutlich, daß bei einem Kaufanteil der Marke A in Segment II von $w < 0,5$ die Fixpunktprojektionen ungenauer sind als die Prognosen zur Periode 2. Während bei $w = 0,5$ beide fast in gleichen Abständen um den "wahren" Wert schwanken, ist eine Überlegenheit der langfristigen Projektion erst bei $w > 0,5$ wahrzunehmen. Allerdings genügt auch hier nur $w = 0,6$ gewissen Genauigkeitsanforderungen.

Verändert man systematisch andere Elemente der segmentspezifischen Prozesse, ergeben sich für die Fixpunktprojektionen ähnliche Fehlerentwicklungen, die in dem einen Fall günstiger, im anderen Fall ungünstiger sind. Generelle Aussagen sind kaum abzuleiten, denn bei einer Aggregation von zwei homogenen Markovketten mit jeweils nur zwei Zuständen ist der relative

Fehler bereits eine Funktion von sieben unabhängigen Variablen:

$$f_p = f(p_{11}^I, p_{22}^I, p_{11}^{II}, p_{22}^{II}, u, v, w) \quad (4.59)$$

Schon bei zwei Markovketten mit jeweils drei Zuständen steigt die Anzahl der unabhängigen Variablen sprunghaft.

4.2.4 DIE MARKENWECHSELAKTIVITÄTEN IM KONVERGENZZUSTAND

Wie die Ausführungen des letzten Abschnitts gezeigt haben, wird mit dem Konvergenzzustand eine Marktgleichgewichtssituation im Sinne eines zero-order-Markenwahlprozesses prognostiziert. Nach dem "Law of Detailed Balancing" gleicht sich in dieser projektierten Marktlage das Markenwechselkaufverhalten zwischen den einzelnen Konkurrenzerzeugnissen jeweils aus (vgl. (4.16) und (4.18))¹. Eine Gegenüberstellung der gegenwärtig vorherrschenden Tendenzen des Markenwechselkaufverhaltens mit jenen in der Regel hypothetischen Ausprägungen, die sich im Konvergenzzustand abzeichnen, bewirkt eine weitere Präzisierung der Einschätzung der derzeitigen Marktsituation und ihren Erfolgsaussichten.

Greift man auf die im Abschnitt 4.1.3 diskutierte Hendry-Definition zurück, läßt sich das Markenwechselkaufverhalten im Konvergenzzustand anhand der gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten $p_{(i,i)}$ und $p_{(i,j)}$ nach (4.34) und (4.35)² näher spezifizieren. Um direkte Vergleichsmöglichkeiten mit der ursprünglichen Übergangsmatrix **P** herzustellen, sind die gemeinsamen Kaufwahrscheinlichkeiten des Konvergenzzustandes in MARKOVsche Übergangswahrscheinlichkeiten zu überführen. Nach den Regeln der Wahrscheinlichkeitsrechnung gilt:

¹ Vgl. S. 60.

² Vgl. S. 71.

$$p_{ii} = P(i,i) / p_i$$

$$p_{ij} = P(i,j) / p_i$$

Setzt man (4.34) und (4.35) ein ¹, ist mit

$$p_{ii} = 1 - W_w(1-p_i) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4.60)$$

$$p_{ij} = W_w p_j \quad i = 1, 2, \dots, m, i \neq j \quad (4.61)$$

die Übergangsmatrix P_H für das Markenwahlverhalten im Konvergenzzustand bestimmt. Diese Matrix läßt sich im Gegensatz zur ursprünglichen Übergangsmatrix P lerntheoretisch nicht mehr interpretieren.

Der Hendry-Ansatz wirft allerdings insofern Probleme auf, da a-priori ein marktgerechter Wert entweder für die Markenwechselkonstante W_w oder für die Wechselwahrscheinlichkeit p_w vorzugeben ist. Die Kaufverhaltensbetrachtungen stützen sich in diesem Falle lediglich auf prognostizierte Marktanteile und nicht mehr auf Beobachtungen der derzeitigen Marktsituation. Nur dann ist anhand von Paneldaten eine Schätzung von p_w und nach (4.33), d.h. $W_w = p_w / p_i(1-p_i)$, erst eine Bestimmung von W_w möglich. Damit entzieht sich auch die zentrale Hendry-Modellthese der empirischen Überprüfbarkeit. Anhaltspunkte zur Beurteilung der Frage, ob in einer Marktgleichgewichtssituation die Markenwechselentscheidungen proportional zum Umfang der Konvergenzmarktanteile der einzelnen Konkurrenzmarken gefällt werden, vermitteln aber Erfahrungswerte vergangener Marktphasen, in denen das Markenwahlverhalten tatsächlich zero-order-Charakter aufwies. Ebenso könnte sich der Vorgabewert von W_w oder p_w an der Größenordnung der hier ermittelten Hendry-Konstanten oder Wechselwahrscheinlichkeiten orientieren. Da sowohl der Fixpunkt als auch der zero-order-Ansatz Gleichgewichtsmarktverhältnisse kennzeichnen, erscheinen solche Kaufverhaltensparallelen durchaus nicht unbegründet.

¹ Vgl. S. 71.

Nach den Ausführungen von HERNITER läßt sich die Wechselwahrscheinlichkeit auch direkt anhand der Marktanteilsverteilung bestimmen¹. Hiernach gilt:

$$p_w = \sum_{i=1}^m \frac{-p_i^2 \ln p_i}{1 - p_i \ln p_i} \quad (4.62)$$

Zur Frage der formalen Ableitung dieser Beziehung sei lediglich vermerkt, daß (4.62) informationstheoretische Überlegungen zugrunde liegen, die eine Entropiemaximierung bewirken. HERNITER schreibt in diesem Zusammenhang: "Because we are unable to follow the derivation to the author's conclusion, we present only the results of the maximization procedures arrived at by the Hendry authors"².

Für die im letzten Abschnitt bestimmte Gleichgewichtsverteilung $\vec{p}(\infty) = (1/3, 2/3)$ errechnet sich nach (4.62) eine Markenwechselwahrscheinlichkeit für beide Marken von $\hat{p}_w = 0,231$. Die entsprechende Hendry-Konstante weist mit $\hat{w}_w = 0,52$ auf ausgeprägtes Markenwechselverhalten hin. Eingesetzt in (4.60) und (4.61) ergibt sich für den Konvergenzzustand die Übergangsmatrix

$$\hat{P}_H = \begin{bmatrix} 0,653 & 0,347 \\ 0,173 & 0,827 \end{bmatrix},$$

die in ihrer Struktur durchaus realistischen Erwartungen entspricht: Der Marke mit dem größeren Marktanteil wird auch die höhere Wiederkaufwahrscheinlichkeit zugeordnet. Umgekehrte Verhältnisse gelten dementsprechend für Markenwechselübergänge.

Aus (4.62) resultiert allerdings auch eine modellbedingte Kaufverhaltenskonsequenz, die sich verhaltenstheoretisch nicht begründen läßt. Bei gleichen Marktanteilen von $1/m$ bei $m = 2, 3, \dots$ Marken einer Produktart ergibt sich nach (4.62)

¹ Vgl. HERNITER, J.D., A Comparison..., a.a.O., S. 22 f.

² Ebenda, S. 22.

$$p_w = \sum_{i=1}^m \frac{-\left(\frac{1}{m}\right)^2 \ln \frac{1}{m}}{1 - \frac{1}{m} \ln \frac{1}{m}}$$

und somit

$$p_w = \frac{\ln m}{m + \ln m} \quad (4.63)$$

Die größte Markenwechselwahrscheinlichkeit wird einer Produktart mit drei Marken zugeordnet. Eine ständig weitere Erhöhung der am Markt vertretenen Marken verursacht eine monotone Reduzierung von p_w . Für $m \rightarrow \infty$ gilt:

$$\lim_{m \rightarrow \infty} p_w = \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{\ln m}{m + \ln m} = \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{\ln m}{m} = 0$$

Diese Modellkonvergenz läßt sich in keiner Weise rechtfertigen. Man sollte vielmehr erwarten, daß sich die Wechselwahrscheinlichkeiten p_w bei wachsender Zahl von Mitkonkurrenten - wenn auch nicht linear - so doch mit abnehmenden Grenzzuwächsen vergrößern. Tab. 4.8 verdeutlicht jedoch, daß sich eine verstärkte Reduzierung der Wechselwahrscheinlichkeiten innerhalb einer Produktart erst bei einer größeren Anzahl von Marken bemerkbar macht. Aus diesem Grunde ist ein Hendry-Ansatz auf der Grundlage von (4.62) zumindest für eine begrenzte Anzahl von Erzeugnissen durchaus vertretbar.

Anzahl der Marken m	Marktanteil p_i	Wechselwahrscheinlichkeit p_w
2	0,50	0,257
3	1/3	0,268
4	0,25	0,257
5	0,20	0,244
10	0,10	0,187

Tab. 4.8¹: Wechselwahrscheinlichkeiten p_w des Entropie-Hendry-Modells bei gleichen Konvergenzmarktanteilen aller Konkurrenzzeugnisse

1 Vgl. HERNITER, J.D., A Comparison..., a.a.O., S. 26.

4.2.5 EXKURS: DIE ÜBERGANGSMATRIX HÖHERER ORDNUNG

Die Markovketten höherer Ordnung weisen im Vergleich zum Grundmodell den Vorzug auf, einer umfassenderen lerntheoretischen Interpretation zugänglich zu sein. Die Einflußnahme vergangener Einkäufe auf die künftige Markenwahlentscheidung orientiert sich jeweils am betreffenden Ordnungscharakter einer solchen Kette, deren mathematisch statistischen Eigenschaften mit denen eines Prozesses 1. Ordnung übereinstimmen. Das Konstruktionsprinzip der Übergangsmatrizen ist allerdings wesentlich aufwendiger.

Will man das Markenwahlverhalten zunächst anhand einer Markovkette 2. Ordnung abbilden, fällt die künftige Kaufentscheidung modelltheoretisch in Abhängigkeit von den beiden zuletzt getätigten Einkäufen. Der Zustandsraum der Kette wird somit nicht mehr durch die Zahl der jeweiligen Marken determiniert, sondern durch die Menge aller möglichen Kombinationen von Markenkäufen dieser beiden Perioden. Besteht eine Produktart der Einfachheit halber wiederum aus zwei Marken, wobei 1 die Marke A und 2 die Marke B kennzeichnet, weist der Zustandsraum S dementsprechend $2^2 = 4$ Zustände auf. Diese Zustände stellen - wie der folgende Zustandsraum für zwei Konkurrenzmarken aufzeigt - jeweils "Kaufgeschichten" der Konsumenten dar:

$$S = \{(1,1), (1,2), (2,1), (2,2)\}$$

Da auch die Übergangswahrscheinlichkeiten einer Kette höherer Ordnung grundsätzlich einstufig sind, d.h. sie beschreiben jeweils den Übergang von einer Marke zu anderen bzw. derselben Marke, erfaßt die Übergangsmatrix einer Kette 2. Ordnung drei Kaufzeitpunkte, nämlich $t-1$, t und $t+1$. Die Matrix ist damit wie folgt aufgebaut:

Kaufperiode t+1

			t	
			t-1	
			t	t+1
			(1,1)	(1,2)
			(2,1)	(2,2)
Kauf- periode t	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)
	$\begin{bmatrix} p_{11,1} & p_{11,2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{12,1} & p_{12,2} \\ p_{21,1} & p_{21,2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{22,1} & p_{22,2} \end{bmatrix}$			

(4.64)

So kennzeichnet z.B. $p_{11,2}$ die Wahrscheinlichkeit, daß ein Konsument, der in den Perioden t-1 und t jeweils die Marke A gewählt hat, in t+1 die Marke B erwirbt. Es sind folglich nur Übergänge von $(i,j) \rightarrow (j,e)$ zulässig, wobei $i,j,e \in S$ gilt. Allen anderen Übergängen ist daher eine Wahrscheinlichkeit von Null zuzuordnen.

Dieses Konstruktionsprinzip einer Übergangsmatrix läßt sich auf alle Markovketten n-ter Ordnung übertragen, wenn das Kaufverhalten gegenüber m Marken untersucht werden soll. Nach den Regeln der Kombinatorik umfaßt der Zustandsraum m^n Zustände, die jeweils eine spezielle Kaufgeschichte der Länge h darstellen. Die Übergangsmatrix weist dann m^{2n} Elemente auf, von denen m^{n+1} ungleich Null sind. Hieran zeigt sich, daß Übergangsmatrizen von Ketten höherer Ordnung selbst bei nicht allzu großen Werten von m und n Dimensionen annehmen können, die aufgrund des stets beschränkten Datenumfangs weder eine verlässliche Schätzung der Übergangswahrscheinlichkeiten erlauben, noch eine sinnvolle Prognoserechnung gestatten. So zählt bereits bei $m = 5$ und $n = 2$ die Übergangsmatrix 25 Zustände; die Anzahl der Übergangswahrscheinlichkeiten beläuft sich auf 625, von denen 125 ungleich Null sind. Bei einem Prozeß 3. Ordnung beträgt die Zahl der Zustände schon 125. Die Übergangsmatrix hat in diesem Falle 15 625 Elemente, von denen 625 eine Wahrscheinlichkeit von ungleich Null aufweisen.

Angesichts dieser Probleme ist es nicht verwunderlich, wenn die Literatur über konkrete Anwendungen von Markovketten höherer Ordnung so gut wie keinen Aufschluß gibt. WIERENGA hat zwar erst kürzlich Übergangsmatrizen 2. und 3. Ordnung für verschiedene Produkte geschätzt. Infolge einer unzureichenden Datenbasis beschränkt sich der Autor allerdings darauf, jeweils das Kaufverhalten gegenüber einer speziellen Marke im Vergleich zu allen anderen Konkurrenzprodukten zu untersuchen¹. Die Bildung eines solchen Aggregats, das alle übrigen am Markt angebotenen Marken umfaßt, führt zwangsläufig zu Informationsverlusten. Eine Strukturierung der differenzierten Konkurrenzbeziehungen innerhalb einer Produktart wird mit diesem Schritt von vornherein ausgeschlossen. Das für eine aussagefähige Markenwahlanalyse und Prognose an sich notwendige Datenmaterial, das zumindest eine differenzierte Betrachtung des Kaufverhaltens gegenüber den wichtigsten Marken erlaubt, ist nur durch eine beträchtliche Erhöhung der derzeit bestehenden Panelumfänge zu beschaffen. Eine solche Maßnahme führt aber zu Informationskosten, die kaum noch zu rechtfertigen sind².

1 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 65 ff.

2 Vgl. hierzu FARLEY, Y.U., KUEHN, A.A., Stochastic Models of Brand Switching, in: Science in Marketing, Hrsg. G. SCHWARTZ, New York/London/Sydney 1965, S. 452.

4.3 DAS LINEARE LERNMODELL

Das Markovmodell ist angesichts des erforderlichen Datenumfanges sowie der großen Zahl zu schätzender Übergangswahrscheinlichkeiten nur bedingt geeignet, weiter in die Vergangenheit zurückreichende feedback-Effekte zu modellieren. Will man Lernaspekte entsprechend der theoretischen Forderung möglichst umfassend berücksichtigen, ist ein Formalismus erforderlich, der den Einfluß der gesamten Kaufgeschichte auf die derzeitige Markenwahlwahrscheinlichkeit nachzeichnet. Der Lineare Lernansatz wird dieser Anforderung gerecht, ohne in ähnlicher Form unhandlich zu werden wie Markovketten höherer Ordnung.

4.3.1 DIE MIKROANALYTISCHE MODELLSTRUKTUR

Das Lineare Lernmodell beschreibt die Entwicklung der Kaufwahrscheinlichkeiten gegenüber den $i = 1, 2, \dots, m$ Marken einer Produktart anhand der Operatoren ¹ ${}_iQ_1$ und ${}_iQ_2$. Diese Operatoren, die eine allgemeine Regelvorschrift für die von Periode zu Periode erfolgende Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten darstellen, werden in der Literatur als Kauf- und Ablehnungsoperator benannt. Formal unterstellt man folgende rekursive, lineare Beziehungen, die implizit die Belohnungs- und Bestrafungsmomente der mathematischen Lernpsychologie beinhalten ²:

$$p_i(t+1) = \begin{cases} {}_iQ_1 p_i(t) = \alpha_i + \beta_i + \lambda_i p_i(t) & \text{wenn Marke } i \text{ in } t \\ & \text{gekauft wurde, oder} \\ {}_iQ_2 p_i(t) = \alpha_i + \lambda_i p_i(t) & \text{wenn Marke } i \text{ in } t \\ & \text{nicht gewählt wurde.} \end{cases}$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

$$(4.64)$$

¹ Vgl. hierzu S. 44.

² Vgl. die Ausführungen auf S. 46 f.

Hierbei bezeichnet $p_i(t)$ und $p_i(t+1)$ die Kaufwahrscheinlichkeiten der Marke i in Periode t und $t+1$. Hat ein Konsument diese Marke in t gewählt, gibt ${}_iQ_1p_i(t)$ die Wahrscheinlichkeit an, mit der die Marke i auch in Periode $t+1$ gekauft wird. Hingegen kennzeichnet ${}_iQ_2p_i(t)$ die Kaufwahrscheinlichkeit dieser Marke in Periode $t+1$, falls sich der betreffende Konsument zuvor für eine andere Marke als i entschieden hat, d.h. die Marke i wird in t "abgelehnt" (Ablehnungsoperator). α_i , β_i und λ_i sind die in diesem Markenwahlmodell zu schätzenden Parameter.

Die Schätzprobleme eines derart komplizierten Systems von Kauf- und Ablehnungsoperatoren für alle m Konkurrenzmarken sind kaum zu bewältigen¹. Alle Markenwahlstudien der Literatur beschränken sich daher darauf, das Kaufverhalten gegenüber einer bestimmten Marke im Vergleich zu allen $m-1$ Erzeugnissen zu analysieren und zu prognostizieren. Die hiermit verbundene Aggregation in zwei sich ausschließende Wahlmöglichkeiten führt zwangsläufig zu Informationsverlusten, die den Aussagegehalt des Linearen Lernmodells unter Umständen erheblich mindert. Es läßt sich in diesem Falle nicht mehr aufzeigen, von welchen Konkurrenzserzeugnissen die speziell betrachtete Marke Käufer rekrutiert, an wen und in welchem Umfang sie hauptsächlich Konsumenten verliert.

Bezeichnet man mit 1 die Marke, der das besondere Untersuchungsinteresse gilt, mit 0 das Aggregat der übrigen Konkurrenzserzeugnisse einer Produktart, vereinfacht sich (4.64) zu:

$$p^{(1)}(t+1) = Q_1p(t) = \alpha + \beta + \lambda p(t) \quad \begin{array}{l} \text{wenn Marke 1 in} \\ t \text{ gekauft, oder} \end{array} \quad (4.65a)$$

$$p^{(0)}(t+1) = Q_2p(t) = \alpha + \lambda p(t) \quad \begin{array}{l} \text{wenn Marke 0 in} \\ t \text{ gewählt wurde.} \end{array} \quad (4.65b)$$

Die Wahrscheinlichkeit $p(t)$ ist die Kaufneigung gegenüber Marke 1 in Periode t , die nach Maßgabe der in t gekauften

¹ Vgl. hierzu Abschnitt 4.3.3.

Marke entweder durch Anwendung des Kaufoperators in $p^{(1)}(t+1)$ oder durch Anwendung des Ablehnungsoperators in $p^{(0)}(t+1)$ für die kommende Periode transformiert wird. $\alpha + \beta$ bzw. α kennzeichnen das absolute Glied von Q_1 und Q_2 ; λ erfaßt die gemeinsame Steigung. Diese Form der Operatorschreibweise bezeichnet man daher auch als "slope-intercept form" ¹.

Parameterheterogenität, die heterogenes Kaufverhalten in Form von verteilungsabhängigen Modellparametern beschreibt, läßt sich in diesen Ansatz nicht einarbeiten. Die Parameterwerte von α , β und λ charakterisieren somit das Markenwahlverhalten aller Konsumenten. Allerdings führen unterschiedliche, individuelle anfängliche Kaufneigungen in t nach (4.65) stets zu verschiedenen Ausprägungen für $t+1$.

Gleiche Steigungen von Q_1 und Q_2 sind streng genommen nur dann als notwendige Modellprämisse zu setzen, falls nach (4.64) das Kaufverhalten für $m > 2$ Marken zu untersuchen ist. Hierdurch wird die Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten im zulässigen Bereich sichergestellt ². Obwohl Operatoren mit gleichen Steigungen verhaltenstheoretisch sicherlich generell nicht zu rechtfertigen sind ³, trägt diese Annahme auch im Falle einer auf zwei Wahlmöglichkeiten begrenzten Betrachtung zu einer wesentlichen Vereinfachung des mathematisch komplexen Linearen Lernmodells bei.

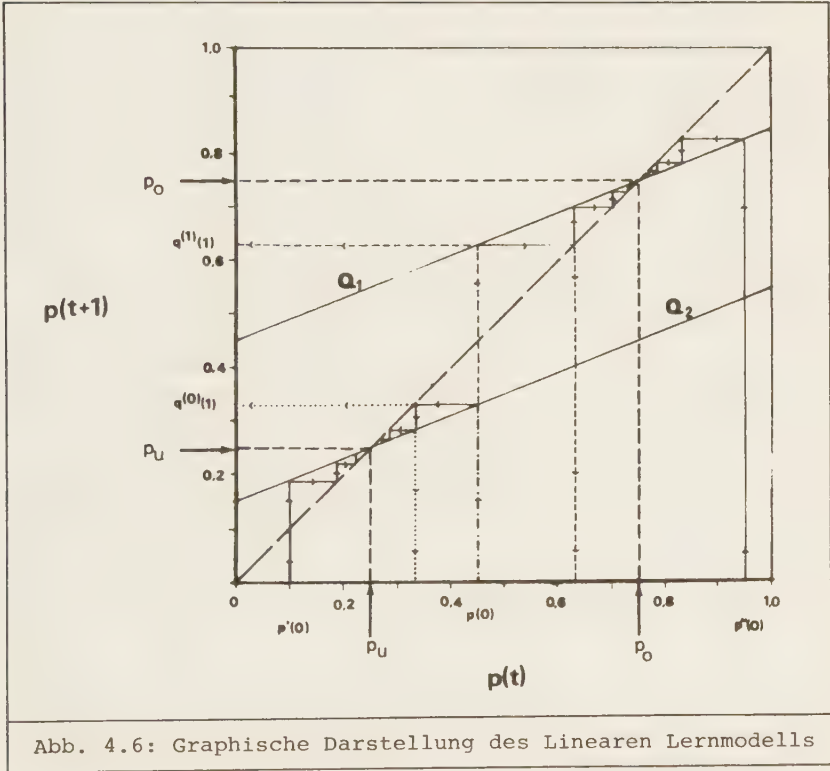
Um den modelltheoretischen Lernverlauf bei der Markenwahl nach (4.65) skizzieren zu können, sind in Abb. 4.6 auf S. 117 Kauf- und Ablehnungsoperator für $\alpha = 0,15$, $\beta = 0,30$ und $\lambda = 0,40$ grafisch dargestellt. Der zulässige Wertebereich von $\alpha + \beta + \lambda$ be-

1 Vgl. äquivalente Modellformulierungen bei HAINES, G.H., Jr., Consumer Behavior, a.a.O., S. 75.

2 Vgl. HERNITER, J.D., HOWARD, R.A., Stochastic Marketing Models, a.a.O., S. 88 ff; vgl. hierzu auch die Ausführungen auf S. 217.

3 Vgl. die Ausführungen auf S. 159 f.

schränkt sich auf das Intervall $[0,1]$, da $0 \leq p(t) \leq 1$ für alle t gelten muß.



Entscheidet sich ein Konsument in der Periode 0 bei einer Kaufwahrscheinlichkeit von $p(0) = 0,45$ tatsächlich für Marke 1, so erhöht sich die Wahrscheinlichkeit der Wiederwahl beim nächsten Einkauf infolge der Transformation durch den Kaufoperator auf $p^{(1)}(1) = 0,63$. Bevorzugt dieser Konsument allerdings zum Zeitpunkt 0 ein Konkurrenzprodukt, sinkt die für die Kaufperiode 1 gültige Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 infolge der Transformation durch den Ablehnungsoperator auf $p^{(0)}(1) = 0,33$. Überträgt man $p^{(1)}(1)$ bzw. $p^{(0)}(1)$

durch Spiegelung an der 45^0 -Linie wiederum auf die Abzisse, sind die alternativen Kaufwahrscheinlichkeiten der kommenden Periode in gleicher Weise durch Q_1 und Q_2 zu bestimmen. Die fortlaufende Wiederwahl der Marke 1 führt, wie die stufenweise Entwicklung für $p(0)$ anhand des Kaufoperators andeutet, zu einer maximal erreichbaren Kaufneigung von $p_0 = 0,75$. Bei sich ständig wiederholenden Käufen der Konkurrenzserzeugnisse nähert sich die Kaufneigung bei Verwendung des Ablehnungsoperators in gleicher Form einer unteren Kaufneigungsgrenze von $p_u = 0,25$.

Jeder Nichtkauf reduziert somit schrittweise die Kaufneigung der Marke 1 als Ausdruck des Vergessens. Jeder Kauf erhöht indessen graduell die Wertschätzung dieser Marke, d.h. der Konsument lernt stufenweise. Diese Modelleigenschaft ist verhaltenstheoretisch ohne Zweifel generell nicht zu rechtfertigen, obwohl sich andererseits das schrittweise Lernkonzept als ausgesprochen flexibel erweist. Die hierzu gegensätzlichen sogenannten "alles oder nichts Lernvorgänge" können nämlich als Grenzfall des "gradual learning" betrachtet werden. Es handelt sich dabei um Lernprozesse, bei denen entweder in zwei aufeinander folgenden Perioden die Kaufwahrscheinlichkeiten keine Veränderung erfahren oder aber als Folge einer vollständig erlernten Kaufreaktion unmittelbar auf 1 springen. Lernsituationen dieser Art sind als sogenannte "Aha-Erlebnisse" zu charakterisieren, wie etwa das Konsumentenurteil nach einer Reihe von Probierkäufen über die zuletzt erworbene Marke: "Das ist genau das, was ich immer gesucht habe". In diesem Falle kommt der Operator $p(t+1) = 1$ zur Anwendung. Tritt kein Lerneffekt ein, ist die Identität $p(t+1) = p(t)$ Kaufoperator¹.

Bei dem in Abb. 4.6 dargestellten schrittweisen Lernkonzept führt die fortgesetzte Wahl der Marke 1 und entsprechendes

¹ Siehe hierzu einen empirischen Vergleich dieser Lernansätze bei RESTLE, F., GREENO, J.G., Introduction to Mathematical Psychology, Reading, Mass., 1970, S. 41 ff.

Nichtkaufen des Aggregats 0 niemals zu einer 100%igen Markentreue. Das zeigt die Konvergenz der von $p(0)$ ausgehenden anfänglichen Kaufneigung nach p_u bzw. p_o , falls sich ein Konsument im Zeitablauf ausschließlich für Marke 0 bzw. 1 entscheidet. Das wird ebenfalls deutlich, wenn man Kaufwahrscheinlichkeiten außerhalb des Bereichs von $[p_u, p_o] = [0,25; 0,75]$ betrachtet. Trotz ständigen Nichtkaufs der Marke 1 führt die anfängliche Kaufneigung $p'(0) = 0,1$ zu $p_u = 0,25$ (siehe Abb. 4.6). In gleicher Weise resultiert aus $p''(0) = 0,95$ bei fortlaufender Wiederwahl dieser Marke die Kaufwahrscheinlichkeit von $p_o = 0,75$. Der Konsument lernt somit stets "unvollkommen", so daß den Konkurrenzmarken - insgesamt betrachtet - stets eine von Null verschiedene Kaufwahrscheinlichkeit zugeordnet wird. Diese Modelleigenschaft läßt sich vor allem durch die Einflußnahme situationsbedingter Determinanten auf die jeweilige Markenwahlentscheidung rechtfertigen. "Vollständig" erlernte Präferenzen gegenüber einer Marke, die den Kauf eines Konkurrenzproduktes mit einer Wahrscheinlichkeit von 1 ausschließen, sind zwar im Rahmen einer individuellen Analyse noch vorstellbar; wird jedoch das Markenwahlverhalten eines Marktes oder Marktsegmentes untersucht, ist diese Annahme unrealistisch. Wie ausgeprägt sich letztlich unvollständiges Lernen erweist, muß die Schätzung der Modellparameter zeigen.

Die obere und untere Kaufneigungsgrenze p_o und p_u , die sich graphisch in Abb. 4.6 als Schnittpunkte der Operatoren mit der 45°-Linie ergeben sind analytisch bestimmt durch

$$p_u = \frac{\alpha}{1-\lambda} \quad \text{und} \quad p_o = \frac{\alpha+\beta}{1-\lambda} \quad (4.66)$$

Die Steigung λ kann - bedingt durch das Modell - nur Werte im Intervall $[0, 1-\alpha-\beta]$ mit $0 \geq \alpha \geq 1$ und $0 \geq \alpha+\beta \geq 1$ annehmen: Bei $\lambda = 0$ verlaufen Kauf- und Ablehnungsoperator parallel im Abstand α bzw. $\alpha+\beta$, d.h.

$$p_u = \alpha \quad \text{und} \quad p_o = \alpha + \beta .$$

Das Markenwahlverhalten läßt sich dann als Markovkette mit der Übergangsmatrix

$$\begin{bmatrix} \alpha + \beta & 1 - \alpha - \beta \\ \alpha & 1 - \alpha \end{bmatrix} \quad (4.67)$$

beschreiben. Gilt hingegen $\lambda = 1$ und folglich $\alpha = \beta = 0$, liegt ein zero-order-Prozeß vor; die Kaufwahrscheinlichkeiten werden in diesem Falle lediglich an der 45⁰-Linie gespiegelt. Bei $\lambda = 1 - \alpha - \beta$ ergibt sich schließlich

$$p_u = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \quad \text{und} \quad p_o = 1 .$$

Wie Abb. 4.6 zu entnehmen ist, konvergiert von $p(0) = 0,45$ ausgehend die Kaufwahrscheinlichkeit bei fortlaufender Wiederwahl von Marke 0 bzw. 1 nach einem bestimmten Entwicklungsgesetz im Zeitablauf gegen p_u bzw. p_o . Die periodischen Kaufwahrscheinlichkeitsänderungen werden umso geringer, je weiter sich $p(t)$ für $t > 0$ jeweils einer dieser Kaufneigungsgrenzen nähert. Zur Untersuchung dieser Frage ist es zweckdienlich, nicht von der Operatorenschreibweise nach (4.65) auszugehen, sondern den Betrachtungen folgenden äquivalenten Ausdruck zugrunde zu legen:

$$p(t+1) = \alpha + \beta X(t) + \lambda p(t) \quad (4.65c)$$

$X(t)$ ist eine 0-1 Variable. Diese nimmt die Ausprägung 1 an, wenn in t die Marke 1 gewählt wird, d.h. $\beta X(t) = \beta$; sie nimmt den Wert 0 an, falls in t die Entscheidung zugunsten eines Konkurrenzserzeugnisses ausgefallen ist, d.h. $\beta X(t) = 0$.

Gilt nun $t = 0, 1, \dots, T$, so zeichnet sich im Zeitablauf folgende Entwicklung der Kaufwahrscheinlichkeiten ab:

$$p(1) = \alpha + \beta X(0) + \lambda p(0)$$

$$p(2) = \alpha + \beta X(1) + \lambda p(1)$$

$$= \alpha + \lambda \alpha + \beta X(1) + \lambda \beta X(0) + \lambda^2 p(0)$$

Entsprechend ist:

$$p(3) = \alpha + \lambda \alpha + \lambda^2 \alpha + \beta X(2) + \lambda \beta X(1) + \lambda^2 \beta X(0) + \lambda^3 p(0)$$

⋮
⋮

$$p(T) = \alpha + \lambda \alpha + \lambda^2 \alpha + \dots + \lambda^{T-1} \alpha + \beta X(T-1) + \lambda \beta X(T-2) + \lambda^2 \beta X(T-3) \\ + \dots + \lambda^{T-1} \beta X(0) + \lambda^T p(0)$$

Hieraus folgt:

$$p(T) = \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^t \alpha + \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^{T-1-t} \beta X(t) + \lambda^T p(0) \quad (4.68)$$

Will man die Grenzwahrscheinlichkeit p_0 ermitteln, so nimmt infolge des fortgesetzten Kaufs der Marke 1 die 0-1 Variable in allen Kaufperioden den Wert 1 an. (4.68) vereinfacht sich dann zu:

$$p(T) = \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^t \alpha + \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^t \beta + \lambda^T p(0) \\ = \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^t (\alpha + \beta) + \lambda^T p(0) \quad (4.69)$$

Da nach (4.66) $(\alpha + \beta) = p_0(1 - \lambda)$ ist, ergibt sich:

$$p(T) = \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^t p_0(1 - \lambda) + \lambda^T p(0) \\ = p_0(1 - \lambda) \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^t + \lambda^T p(0) \quad (4.70)$$

Somit gilt:

$$\begin{aligned}\lim_{T \rightarrow \infty} p(T) &= \lim_{T \rightarrow \infty} p_O(1-\lambda) \frac{1-\lambda^T}{1-\lambda} + \lim_{T \rightarrow \infty} \lambda^T p(O) \\ &= p_O(1-\lambda) \frac{1}{1-\lambda} \\ &= p_O\end{aligned}\tag{4.71}$$

In gleicher Weise konvergiert die Kaufwahrscheinlichkeit gegenüber der Marke 1 gegen p_u , falls fortlaufend eine Konkurrenzmarke gewählt wird. p_O und p_u sind somit unabhängig von der jeweils unterstellten Anfangswahrscheinlichkeit.

Dieses Ergebnis entspricht auch der Lösung der Gleichgewichtsbedingung $p(T+1) = p(T)$ für $T \rightarrow \infty$. Setzt man $p_O(1-\lambda) = \alpha + \beta$ (vgl. (4.66)) in den Kaufoperator (4.65a) ein, so läßt sich dieser umformen in:

$$\begin{aligned}p^{(1)}(t+1) &= p_O(1-\lambda) + \lambda p(t) \\ &= p_O + \lambda(p(t) - p_O)\end{aligned}\tag{4.72}$$

Für $t \rightarrow \infty$ muß dann gelten:

$$p^{(1)}(t+1) = p(t)$$

Daraus folgt nach (4.72) für $t \rightarrow \infty$:

$$p^{(1)}(t+1) = p_O + \lambda(p^{(1)}(t+1) - p_O)$$

bzw.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} p^{(1)}(t+1) = p_O\tag{4.73}$$

(4.72) bzw. die analoge Umformung des Ablehnungsoperators (4.65b) in

$$p^{(0)}(t+1) = p_u + \lambda(p(t) - p_o), \quad (4.74)$$

die sogenannte ¹ "fixed-point form" von Q_1 und Q_2 , gibt die Gesetzmäßigkeit zu erkennen, mit der die Kaufwahrscheinlichkeiten im Zeitablauf transformiert werden.

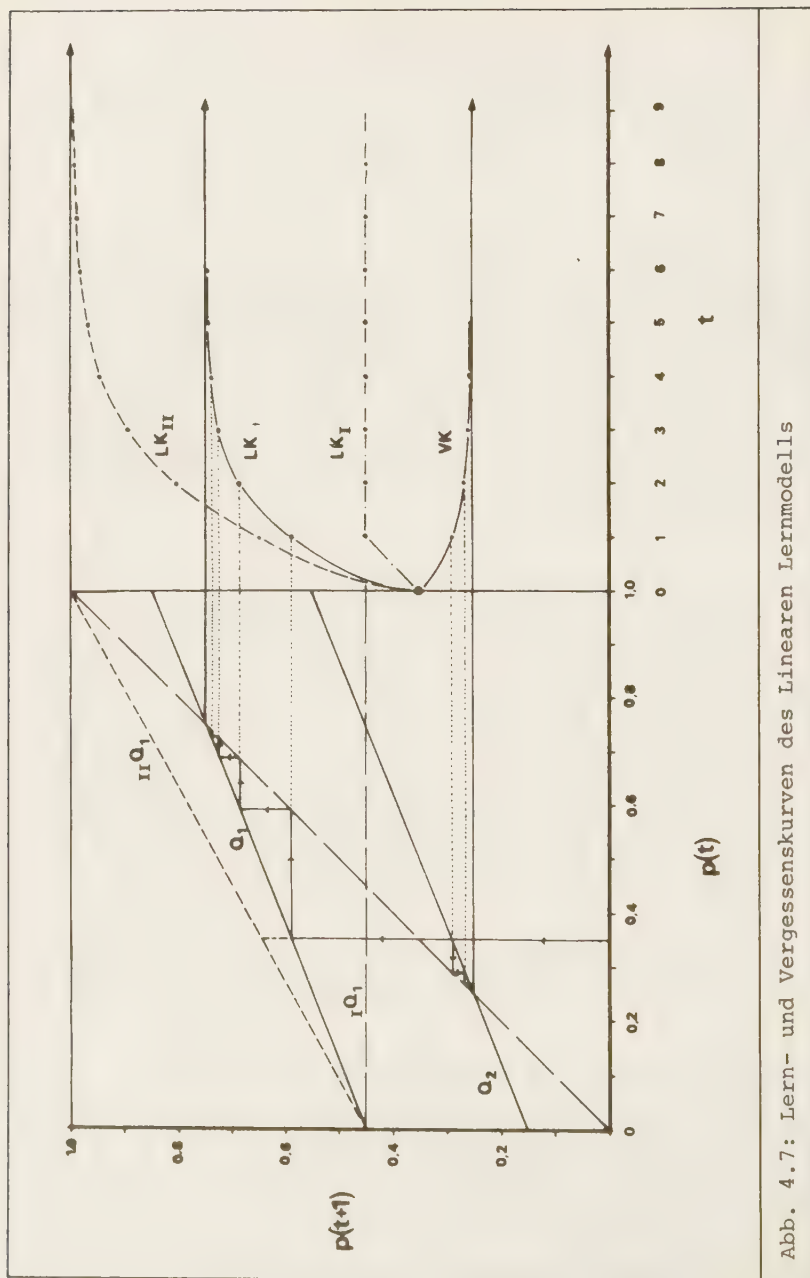
Hat man in t die Marke 1 gewählt, so ist der durch Q_1 bedingte Wahrscheinlichkeitszuwachs für $t+1$ proportional zur Differenz der gegenwärtigen Kaufneigung und der maximalen Kaufwahrscheinlichkeit. Erwirbt hingegen ein Konsument in t eine Konkurrenzmarke, so reduziert Q_2 die Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 für $t+1$ proportional zur Differenz der derzeitigen Kaufneigung und der unteren Grenzwahrscheinlichkeit. Die Kaufwahrscheinlichkeiten konvergieren folglich geometrisch. Dieses Entwicklungsgesetz ergibt sich auch aus (4.68)

Für die anfangs unterstellte Parameterkonstellation ist in Abb. 4.7 auf S. 124 die Entwicklung der Kaufneigung der Marke 1 bei ständigem Wiederkauf (Lernkurve, LK) und ständigem Nichtkauf (Vergessenskurve, VK) dargestellt. LK und VK weisen den typischen Verlauf von Lern- und Vergessenskurven auf, der in zahllosen Experimenten empirische Bestätigung gefunden hat. Als Startwahrscheinlichkeit wurde jeweils $p(0) = 0,35$ gewählt. Trotz vereinfachender Linearitätsannahmen der Operatoren ist somit dem Verlauf der Wahrscheinlichkeiten eine gewisse theoretische Fundierung nicht abzuspochen ².

Welche Bedeutung die Steigung der Operatoren für den allgemeinen Verlauf des Lern- und Vergessensprozesses hat, zeigt

¹ Vgl. HAINES, G.H., Jr., Consumer Behavior, a.a.O., S. 75.

² Es gibt in der Literatur auch Lernmodelle, denen nichtlineare Operatoren zugrunde liegen. Hierzu zählt z.B. das Beta-Modell von LUCE. Diese Modelle sind aber in der Regel nicht auf Probleme des Kaufverhaltens übertragbar, da ihre Lern- und Vergessensprozesse meist verhaltenstheoretisch nicht zu akzeptieren sind. Vgl. insbesondere LUCE, R.D., Individual Choice Behavior, New York 1959. Einen Überblick über diese Modelle vermittelt WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 126 ff.



die Variation von λ im zulässigen Bereich $0 \leq \lambda \leq 1 - \alpha - \beta$ bei gleichzeitiger Konstanz von $p(0)$ sowie der Parameter α und β . Aus Gründen der Übersichtlichkeit sind in Abb. 4.7 allerdings nur alternative Lernverläufe eingezeichnet. Bei gleicher Steigung von Kauf- und Ablehnungsoperator muß sich eine Änderung von λ in gleicher Form auf den Lern- und Vergessensprozeß auswirken.

Ist $_{I}Q_1$ der Operator mit $\lambda = 0$, so verläuft die entsprechende Lernkurve LK_I parallel zur Abzisse im Abstand von $\alpha + \beta = 0,45$; in den Kaufperioden findet somit kein Lernen statt. Für den Operator mit $_{II}Q_1$ mit $\lambda = 0,55$, der maximal zulässigen Steigung eines Kaufoperators bei dieser Parameterkonstellation, nähert sich die zugehörige Lernkurve LK_{II} asymptotisch der Kaufneigung von 1; der Prozeßverlauf beschreibt in diesem Falle die ausgeprägteste Form des Lernens.

Bei gegebenen Parametern α und β erfolgt somit bei Variation von λ geometrisch eine Streckung oder Stauchung der Lern- und Vergessenskurven. Hierdurch wird verhaltenstheoretisch das Ausmaß des Lernens und Vergessens von Markenwahlentscheidungen bestimmt. Die periodischen Kaufneigungsänderungen sind folglich umso ausgeprägter, je größer λ ausfällt.

Die Bedeutung von Lern- und Vergessenskurven zur Charakterisierung des Kaufverhaltens legt die Frage nahe, ob bzw. inwieweit ihr Verlauf aus Gründen einer leichteren Quantifizierung durch eine Exponentialfunktion approximiert werden kann. Beschränkt man die Betrachtung zunächst auf die Lernkurve, läßt sich nach (4.72) die Differenz der geometrischen Kaufneigungszuwächse aufeinanderfolgender Perioden bestimmen durch:

$$\begin{aligned} p(t+1) - p(t) &= p_0(1-\lambda) + \lambda p(t) - p(t) \\ &= p_0(1-\lambda) - p(t)(1-\lambda) \\ &= (1-\lambda)(p_0 - p(t)) \end{aligned}$$

Setzt man $\Delta p = p(t+1) - p(t)$ und $\Delta t = 1$, gilt:

$$\frac{\Delta p}{\Delta t} = (1-\lambda)(p_0 - p(t))$$

Wird t durch den stetigen Zeitparameter t^+ ersetzt, folgt

$$\frac{dp}{dt^+} = (1-\lambda)(p_0 - p(t^+)) \quad (4.75)$$

Definiert man

$$f(t^+) = -p(t^+),$$

so ergibt sich mit (4.75)

$$f'(t^+) = \frac{dp}{dt^+} = -(1-\lambda)f(t^+) \quad .$$

Hieraus folgt:

$$f(t^+) = f(0) e^{-(1-\lambda)t^+}$$

Somit gilt ¹

$$p(t^+) = p_0 + e^{-(1-\lambda)t^+} (p(0) - p_0) \quad (4.76)$$

Entsprechend ergibt sich für die Vergessenskurve:

$$p(t^+) = p_u + e^{-(1-\lambda)t^+} (p(0) - p_u) \quad (4.77)$$

Ein Vergleich von (4.76) bzw. (4.77) mit (4.72) bzw. (4.74) zeigt, daß eine "vollkommene" Übereinstimmung nur dann

¹ Gilt $p(0) = 0$, vereinfacht sich (4.76) zu

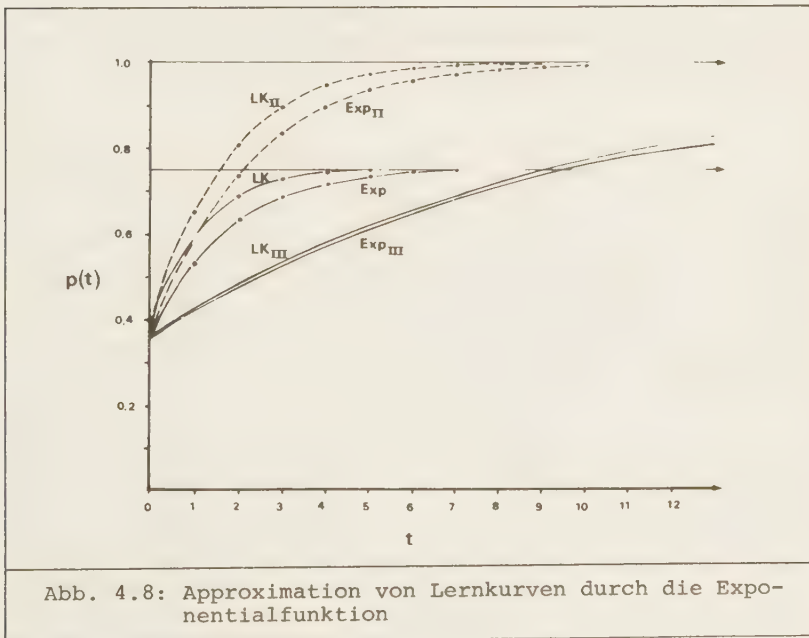
$$p(t^+) = (1 - e^{-(1-\lambda)t^+}) p_0 \quad .$$

Diese exponentielle Wachstumsfunktion mit Sättigungsniveau entspricht im Prinzip dem Prognosemodell für Neuprodukte von FOURT, L.A., WOODLOCK, J.W., Early Prediction of Market Success for New Grocery Products, JoM, 15 (1960), S. 31 ff. Vgl. zur Frage der prognostischen Relevanz dieser Funktion LEWANDOWSKI, R., Prognose- und Informationssysteme und ihre Anwendungen, Bd. 1, Berlin/New York 1974, S. 264 f.

gegeben ist, wenn entsprechend

$$\lambda = e^{-(1-\lambda)} = 1 \quad (4.78)$$

die Operatoren mit der Identität übereinstimmen. Tatsächlich ergeben sich bereits bei Werten von λ , die in der Nähe von 1 liegen, gute Approximationen. Ein großes λ bedingt innerhalb des Modells kleine Werte von α und β . Damit stimmen sowohl Kauf- als auch Ablehnungsoperator nahezu mit der Identität überein. Es liegt also annähernd die durch (4.78) bestimmte Situation vor, in der "vollkommene" Übereinstimmung gegeben ist.



Dieses Bild vermittelt gleichfalls Abb. 4.8, in der - ausgehend von $p(0) = 0,35$ - drei Lernkurven mit ihren entsprechen-

den Approximationen eingetragen sind. Diese Approximationen - Exp , Exp_{II} und Exp_{III} - verlaufen jeweils unterhalb der zugehörigen LK-Kurve. Für LK mit $\lambda = 0,40$ und LK_{II} mit $\lambda = 0,55$ gilt wiederum $\alpha = 0,15$ und $\beta = 0,30$, während LK_{III} mit $\lambda = 0,90$ Werte von $\alpha = 0,02$ und $\beta = 0,05$ zugrunde liegen. LK_{II} und LK_{III} konvergieren zur oberen Kaufneigungsgrenze von 1.

Die skizzierten Lern- und Vergessenskurven charakterisieren aufgrund ihres Entwicklungsgesetzes nur Grenzbereiche des Kaufverhaltens, nämlich entweder fortlaufende Wahl der Marke 1 oder ihre ständige Ablehnung. Damit stellt sich die Frage, in welcher Weise bzw. in welchem Ausmaß nur gelegentliche Käufe der Marke 1 in der Vergangenheit die gegenwärtige Kaufneigung beeinflussen. Ausgangspunkt dieser Überlegungen ist wiederum (4.68), nach der die Kaufwahrscheinlichkeit $p(T)$ zu bestimmen ist:

$$p(T) = \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^t \alpha + \sum_{t=0}^{T-1} \lambda^{T-1-t} \beta x(t) + \lambda^T p(0) \quad (4.68)$$

$p(T)$ läßt sich auch als derzeit gültige Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 interpretieren, wenn zuvor bereits $T-1$ Einkäufe stattgefunden haben. Der zweite Summand von (4.68) steuert dann über die 0-1 Variable den Grad der Einflußnahmen, der aus den Käufen der Vergangenheit resultiert.

Betrachtet man z.B. die Folge (1,0,1,0,1,1) von bisherigen Markenkäufen, so ist die gegenwärtige Kaufwahrscheinlichkeit dieses Konsumenten eine andere als die eines Nachfragers, der bisher nur die Marke 0 gekauft hat. Die Differenz beträgt gerade

$$\lambda^5 \beta + 0 + \lambda^3 \beta + 0 + \lambda \beta + \beta .$$

Da für die Parameter α und β im allgemeinen $0 < \alpha, \beta < 1$ gilt, ergibt sich somit als formales Gewichtsschema für vergangene

Markenwahlentscheidungen:

$$\lambda^{T-1}\beta < \dots < \lambda^2\beta < \lambda\beta < \beta \quad (4.79)$$

Den Käufen der Marke 1 wird somit ein umso geringeres Gewicht beigemessen, je länger sie zurückliegen. Verhaltenstheoretisch kann daher (4.79) wegen der degressiv abnehmenden Komponenten als Vergessensmechanismus interpretiert werden. Formal übt dieser auf die derzeitige Kaufwahrscheinlichkeit einen umso stärkeren Einfluß aus, je größer der numerische Wert von β ist, der durch λ^{T-1-t} entsprechend der zurückliegenden Kaufperiode gewichtet wird. Je kleiner β bei gegebenem λ ist, umso geringer erweisen sich die Veränderungen der Wahrscheinlichkeiten beim Kauf von Marke 1 oder 0. Nur wenn Kauf- und Ablehnungsoperator zusammenfallen, d.h. $\beta = 0$, ist $p(T)$ von einer speziellen Kaufgeschichte völlig unabhängig.

4.3.2 DIE PROGNOSE DER MITTLEREN KAUFWAHRSCHEINLICHKEITEN

Die umfassende Einflußnahme vergangener Markenwahlentscheidungen auf die derzeit gültige Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 muß im Rahmen einer makroanalytischen Kaufverhaltensuntersuchung zwangsläufig zu einem aufwendigeren Modellansatz führen, als das beim zero-order-Modell oder beim Markovmodell der Fall ist. Das gilt selbst dann, wenn alle Konsumenten die gleiche anfängliche Kaufneigung $p(0)$ für Marke 1 aufweisen. Trotz einer solchen Kaufneigungshomogenität führt (4.68) nämlich zu einer Vielzahl möglicher Kaufgeschichten derselben Länge und folglich auch zu unterschiedlichen Kaufwahrscheinlichkeiten in späteren Perioden. So ergeben sich z.B. für eine Entwicklung über drei Perioden $2^3 = 8$ verschiedene Kaufgeschichten. Bezeichnet man die Kaufgeschichten mit ω und die bedingte Wahrscheinlichkeit, die Marke 1 oder 0 zu kaufen, wenn zuvor die

Kaufgeschichte ω realisiert wurde, mit $p(1/\omega)$ bzw. $p(0/\omega)$, so sind für die obigen acht Kaufgeschichten ebenfalls acht verschiedene Realisationswahrscheinlichkeiten zu bestimmen. Im einzelnen ergibt sich:

$$\begin{aligned} p(1/(0,0,0)) & p(1/(1,0,0)) & p(1/(1,1,0)) & p(1/(1,1,1)) \\ p(1/(0,1,0)) & p(1/(1,0,1)) & & \\ p(1/(0,0,1)) & p(1/(0,1,1)) & & \end{aligned}$$

Mit der Erweiterung der in einer solchen Kaufgeschichte erfaßten Zahl von Markenwahlentscheidungen vergrößert sich überproportional die Anzahl der zu bestimmenden Reaktionswahrscheinlichkeiten. So ist die auf S. 129 genannte Kaufgeschichte von sechs Wahlentscheidungen nur eine von bereits $2^6 = 64$ möglichen Realisationen.

Diese Beispiele zeigen, in welchem Umfang sich selbst bei anfänglicher Kaufneigungshomogenität heterogenes Markenwahlverhalten mit wachsender Periodenzahl immer stärker durchsetzt. Die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Konsument bei der t -ten Kaufgelegenheit die Marke 1 wählt, kann man deshalb als Zufallsvariable mit 2^t Kaufgeschichten betrachten. Damit ist gleichzeitig der Weg vorgezeichnet, die fortschreitende Heterogenitätsentwicklung modellmäßig zu erfassen. Denn ausgehend von der anfänglichen Kaufneigung $p(0)$ lassen sich in diesem Falle für die kommenden Perioden mittlere Kaufwahrscheinlichkeiten $E[p(t)/p(0)]$ bestimmen.

Es stellt sich aber die Frage, inwieweit anfängliche Kaufneigungshomogenität überhaupt mit der Struktur des Linearen Lernmodells zu vereinbaren ist. Wird das Markenwahlverhalten für bereits am Markt etablierte Erzeugnisse untersucht, muß man davon ausgehen, daß diese Marken auch vor der Berichtsperiode 0 gekauft wurden. Dementsprechend liegen bereits zu diesem Zeitpunkt eine Vielzahl möglicher Kaufgeschichten vor, die zu einem weiten Spektrum variierender Kaufwahrscheinlichkeiten des mo-

delltheoretischen Prozeßbeginns führen. Unterstellt man, daß die Verteilung $f(p(0))$ der Kaufneigungsheterogenität der Konsumenten gegenüber Marke 1 entspricht, kennzeichnet der Erwartungswert $E[p(0)]$ jener Verteilung die anfängliche, mittlere Kaufwahrscheinlichkeit aller Konsumenten. Sie entspricht - wie einige Markenwahlanalysen der Literatur darlegen ¹ - vielfach annähernd dem derzeitigen Marktanteil der Marke 1.

Empirische Studien unterstellen teilweise im Modellansatz anfängliche Kaufneigungshomogenität. Spätere Analysen anhand der gleichen Datensätze bei Berücksichtigung heterogener Kaufneigung zeigen jedoch, daß diese Annahme nur unter Vorbehalt zu setzen ist. KUEHN ging u.a. von der Homogenitätsprämisse aus, um den Grad der Einflußnahme vergangener Kaufentscheidungen auf die derzeitige Wahlwahrscheinlichkeit nach (4.79) zu isolieren ². Dieser Modellansatz wurde bereits von MASSY, MONTGOMERY und MORRISON kritisiert, die allerdings ihre Einwände empirisch nicht belegen konnten ³. Erst eine jüngst von LAWRENCE veröffentlichte Studie verdeutlicht, welcher Schätzfehler aus dieser Annahme resultiert ⁴. CARMAN ist sich der Problematik der anfänglichen Kaufneigungshomogenität im Rahmen einer von ihm durchgeführten Analyse durchaus bewußt, denn der Autor bildet zunächst homogene Käufergruppen. Da die Marke, der das Untersuchungsinteresse gilt, zu Beginn der vorliegenden Berichtsperioden nur einen Marktanteil von 4 % aufweist, hält CARMAN zumindest eine gruppenspezifische Kaufneigungshomogenität für unbedenklich ⁵. Diese auf den ersten Blick durchaus plausible Schlußfolgerung läßt sich ebenfalls nicht aufrecht erhalten,

1 Vgl. z.B. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 95 ff.

2 Vgl. KUEHN, A.A., Consumer Brand Choice..., a.a.O., S. 394 ff.

3 Vgl. MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 173 ff.

4 Vgl. LAWRENCE, R.L., Snow Crop Revisited, EJoM, 9 (1975), S. 102.

5 Vgl. CARMAN, J.M., Brand Switching and Linear Learning Models, JoAR, 6 (1966), S. 26.

wie MASSY, MONTGOMERY und MORRISON unter Verwendung einer anderen Parameterschätzmethode aufzeigen ¹. Angesichts solcher Ergebnisse scheint anfängliche Kaufneigungshomogenität nur bei einer Kaufverhaltensanalyse für ein auf dem Markt neu eingeführtes Erzeugnis vertretbar zu sein. Denn hier entfallen weitgehend die heterogenitätserzeugenden Kaufgeschichten.

Die Ermittlung der Erwartungswerte $E p(t)/p(0)$ der Marke 1 für $t > 0$ über die Verteilung $f(p(t)/p(0))$ ist aufgrund der schnell wachsenden Anzahl der theoretisch möglichen Realisationen bei längeren Kaufgeschichten nur mit überaus großen Schwierigkeiten verbunden. Mit Hilfe der Mittelwertsfunktion des stochastischen Markenwahlprozesses kann diese Ziel gleichfalls erreicht werden. Das bedeutet, analog der Ableitung von (4.68) ist zunächst eine rekursive Beziehung für die Erwartungswerte aufeinanderfolgender Kaufperioden herzustellen.

Bezeichnet man mit $p_h(t)$ die $h = 1, 2, \dots, 2^t$ Kaufneigungsrealisationen, die die Zufallsvariable "Kaufneigung" zum Zeitpunkt der t -ten Einkaufsperiode annehmen kann, ergibt sich nach den Regeln der Erwartungswertbildung für die h -te Realisation unter Verwendung von (4.65a) und (4.65b):

$$\begin{aligned} E[p(t+1)/p_h(t)] &= (\alpha + \beta + \lambda p_h(t)) p_h(t) + (\alpha + \lambda p_h(t)) (1 - p_h(t)) \\ &= \alpha + (\beta + \lambda) p_h(t) \end{aligned} \quad (4.80)$$

Jeder Wert von $E[p(t+1)/p_h(t)]$ tritt entsprechend der h -ten Kaufgeschichte mit der Wahrscheinlichkeit von $p_h(t)$ auf, die nun ihrerseits wiederum vom Startwert $p(0)$ abhängt. Das bedeutet, $E[p(t+1)/p_h(t)]$ wird mit der Wahrscheinlichkeit $P(p_h(t)/p(0))$ realisiert. Mit Hilfe des Satzes von der totalen Wahrscheinlichkeit ² ergibt sich dann:

1 Vgl. MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 197 ff.

2 Vgl. BLEYMÜLLER, J., GEHLERT, G., Statistik für Wirtschaftswissenschaftler, Kapitel 6: Wahrscheinlichkeitsrechnung II, WiSt, Heft 6 (1977), S. 275,

$$\begin{aligned}
 E[p(t+1)/p(0)] &= \sum_{h=1}^{2^t} E[p(t+1)/p_h(t)] p(p_h(t)/p(0)) \\
 &= \sum_{h=1}^{2^t} (\alpha + (\beta+\lambda)p_h(t)) p(p_h(t)/p(0)) \\
 &= \alpha + (\beta+\lambda)E[p(t)/p(0)]
 \end{aligned} \tag{4.81}$$

(4.81) ist die gesuchte rekursive Beziehung für alle t . Im einzelnen gilt:

$$\begin{aligned}
 E[p(1)/p(0)] &= \alpha + (\beta+\lambda)E[p(0)] \\
 E[p(2)/p(0)] &= \alpha + (\beta+\lambda)E[p(1)/p(0)] \\
 &= \alpha + \alpha(\beta+\lambda) + (\beta+\lambda)^2 E[p(0)] \\
 E[p(3)/p(0)] &= \alpha + (\beta+\lambda)E[p(2)/p(0)] \\
 &= \alpha + \alpha(\beta+\lambda) + \alpha(\beta+\lambda)^2 + (\beta+\lambda)^3 E[p(0)] \\
 &\vdots \\
 E[p(T)/p(0)] &= \alpha + \alpha(\beta+\lambda) + \alpha(\beta+\lambda)^2 + \dots + \alpha(\beta+\lambda)^{T-1} \\
 &\quad + (\beta+\lambda)^T E[p(0)]
 \end{aligned}$$

oder

$$E[p(T)/p(0)] = \sum_{t=1}^T \alpha(\beta+\lambda)^{t-1} + (\beta+\lambda)^T E[p(0)] \tag{4.82}$$

Um die langfristige, sich im Gleichgewicht befindliche mittlere Kaufwahrscheinlichkeit für Marke 1 zu bestimmen, muß für (4.82) eine Grenzwertbetrachtung durchgeführt werden. Geht $T \rightarrow \infty$ und wird "unvollständiges" Lernen mit $\alpha > 0$ und $0 < \alpha + \lambda < 1$ vorausgesetzt, gilt:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} E[p(T)/p(0)] = \alpha \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1 - (\beta+\lambda)^T}{1 - (\beta+\lambda)} + \lim_{T \rightarrow \infty} (\beta+\lambda)^T E[p(0)]$$

Hieraus folgt:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} E[p(T)/p(0)] = \frac{\alpha}{1-\beta-\lambda} \quad (4.83)$$

Dieser Grenzwert wird mit $E[p(\infty)/p(0)]$ bezeichnet.

Da die langfristige mittlere Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 allein durch die Parameter des Linearen Lernmodells bestimmt wird, ist sie unabhängig von der anfänglichen Kaufneigung der Konsumenten. Statt $E[p(\infty)/p(0)]$ kann daher auch kurz $E[p(\infty)]$ beschrieben werden. Diese Größe kennzeichnet im Rahmen einer makroanalytischen Kaufverhaltensprognose den langfristig, sich im Gleichgewicht befindlichen Marktanteil von Marke 1. Das setzt allerdings wie im Konvergenzzustand der Markovkette langfristig stationäre Marktverhältnisse voraus. Wenn auch $E[p(\infty)]$ infolge der häufigen Variation der absatzpolitischen Instrumente der Markenhersteller praktisch nie erreicht wird, ermöglicht diese Projektion eine kennzahlenmäßige Beurteilung und Einschätzung der Marktstellung¹ von Marke 1. Hierbei wird die Genauigkeit dieser Projektion wesentlich vom Modellparameter α bestimmt. Falls der Schätzwert von α sehr klein ist, führen bereits geringe Schätzfehler, wie (4.83) anzeigt, zu einer erheblichen Verzerrung des langfristigen Marktanteils.

Die Geschwindigkeit, mit der sich gegebenenfalls ungünstige, langfristige Markttendenzen im Rahmen einer solchen Betrachtung ankündigen, ist auch bei einer Kaufverhaltensanalyse anhand des Linearen Lernmodells ein wichtiges Kriterium dafür, wie schnell absatzpolitische Gegenmaßnahmen erfolgswirksam sein müssen². Aussagen hierüber vermittelt in (4.82) der Ausdruck $(\beta+\lambda)^T$ für $T \rightarrow \infty$. Je größer $(\beta+\lambda)$ ist, umso langsamer konvergiert der Prozeß in die langfristige Gleichgewichtslage. Bei kleinen Werten von $(\beta+\lambda)$ wird dementsprechend $E[p(\infty)]$ umso schneller erreicht.

1 Vgl. S. 101 f.

2 Vgl. S. 102.

Neben der mittleren Kaufwahrscheinlichkeit $E[p(t)/p(0)]$ für $t > 0$ ist die Varianz $V[p(t)/p(0)]$ eine weitere Maßzahl, um jeweils die Verteilung $f(p(t)/p(0))$ für $t > 0$ summarisch beschreiben zu können. Die Varianz der mittleren Kaufneigung der Marke 1 zur Periode t ist definiert durch:

$$V[p(t)/p(0)] = E[p^2(t)/p(0)] + (E[p(t)/p(0)])^2 \quad (4.84)$$

Will man (4.84) bestimmen, ist zunächst das 2. Moment $E[p^2(t)/p(0)]$ abzuleiten. Analog der Vorgehensweise, die zur Ermittlung der Rekursionsbeziehung des 1. Momentes $E[p(t)/p(0)]$ führte, ergibt sich:

$$\begin{aligned} E[p^2(t+1)/p(0)] \\ = \alpha^2 + (2\alpha\beta + \beta + 2\alpha\lambda) E[p(t)/p(0)] + (2\beta\lambda + \lambda^2) E[p^2(t)/p(0)] \end{aligned} \quad (4.85)$$

Bezeichnet $2\alpha\beta + \beta + 2\alpha\lambda = \kappa$
 $2\beta\lambda + \lambda^2 = \gamma$,

läßt sich (4.85) in verkürzter Form schreiben:

$$E[p^2(t+1)/p(0)] = \alpha^2 + \kappa E[p(t)/p(0)] + \gamma E[p^2(t)/p(0)] \quad (4.86)$$

Da diese Rekursionsbeziehung für alle Kaufperioden gültig ist, ergibt sich entsprechend (4.82) für $t = 1, 2, \dots, T$ der folgende Ausdruck:

$$E[p^2(T)/p(0)] = \sum_{t=1}^T \alpha^2 \gamma^{t-1} + \sum_{t=1}^T \kappa \gamma^{t-1} E[p(T-t)/p(0)] + \gamma^T E[p^2(0)] \quad (4.87)$$

Hierbei ist $E[p^2(0)]$ das 2. Moment jener Verteilung, die die anfängliche Kaufneigungsheterogenität beschreibt.

Mit (4.87) ist für alle endlichen Kaufperioden eine numerische Lösung der Definitionsgleichung für $V[p(t)/p(0)]$

sichergestellt. Auf die sehr umfangreiche analytische Ableitung der Varianzfunktion ² selbst soll aus dem Grunde verzichtet werden, weil die Varianz der langfristigen mittleren Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 auch ohne den Grenzübergang $\lim_{T \rightarrow \infty} V[p(t)/p(0)]$ zu bestimmen ist. Befindet sich der Lernprozeß für $T \rightarrow \infty$ nämlich im Gleichgewicht, dann gilt ² wegen (4.86):

$$E[p^2(\infty)/p(0)] = \alpha^2 + \kappa E[p(\infty)/p(0)] + \gamma E[p^2(\infty)/p(0)]$$

Wird für $E[p(\infty)/p(0)]$ der Quotient $\alpha/(1-\beta-\lambda)$ eingesetzt, ergibt sich:

$$E[p^2(\infty)/p(0)] = \frac{\alpha^2(1-\beta-\lambda) + \kappa\alpha}{(1-\gamma)(1-\beta-\lambda)} \quad (4.88)$$

Nach (4.84) ist folglich die Varianz der langfristigen mittleren Kaufneigung bestimmt durch:

$$V[p(\infty)/p(0)] = \frac{\alpha^2(1-\beta-\lambda)^2 + \kappa\alpha(1-\beta-\lambda) + \alpha^2(1-\gamma)}{(1-\gamma)(1-\beta-\lambda)^2} = V[p(\infty)] \quad (4.89)$$

Mit Hilfe der TSCHEBYTSCHEFFSchen Ungleichung ³ sind damit beliebige Intervalle der Breite $2\epsilon \sqrt{V[p(\infty)/p(0)]}$ für die zu erwartende, langfristige mittlere Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 zu bestimmen.

Aus (4.89) geht hervor, daß $V[p(\infty)]$ nur von den Parametern des Linearen Lernmodells abhängig ist. Dieser Eigenschaft kommt im Falle einer konkreten Analyse und Prognose besondere Bedeutung zu, denn sie erlaubt bis zu einem gewissen Grad Aussagen über die Tauglichkeit des Modells selbst: Falls sich bei einer geschätzten Parameterkombination heraus-

1 Diese Ableitung erfolgt unter Verwendung der Methode der undeterminierten Koeffizienten; vgl. MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 212 ff.

2 Vgl. TOPRITZHOFFER, E. Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 183.

3 Vgl. die Ausführungen auf S. 61.

stellt, daß $V[p(\infty)]$ ungleich kleiner ist als $V[p(0)]$, ergeben sich von vornherein Zweifel an der Güte des Modells. Der Lineare Lernansatz transformiert nämlich in diesem Fall die anfangs ausgewiesene heterogene Kaufneigung gegenüber Marke 1 im Zeitablauf in homogenere Wahrscheinlichkeiten. Ein derartiger Homogenisierungseffekt ist theoretisch kaum zu begründen¹.

Diese Zusammenhänge sind sachdienlicher zu beurteilen, wenn die Verteilung $f(p(t)/p(0))$ für $t > 0$ oder gar $f(p(\infty))$ selbst vorliegt. Die Verteilungen sind zwar prinzipiell für jedes t bei bekannter anfänglicher Kaufneigung anhand der möglichen Realisationen von Kaufsequenzen zu ermitteln. Praktikabel ist eine solche direkte Bestimmung allerdings nur für kleine Werte von t , da sich der Rechenaufwand bei längeren Kaufsequenzen kaum noch angemessen bewältigen läßt. Dieser, wenn auch sehr umständliche Weg gestattet es, zumindest in groben Zügen die voraussichtliche Gestalt von $f(p(\infty))$ abzuschätzen.

Da andererseits jede Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 entsprechend der Definition der Linearen Lernoperatoren direkt nur von der Kaufneigung der Vorperiode abhängt, kann man die von Kauf zu Kauf erfolgenden Wahrscheinlichkeitstransformationen auch anhand eines Markovprozesses beschreiben². Im Gegensatz zu dem im letzten Abschnitt behandelten Markovmodell ist der Zustandsraum eines solchen Prozesses stetig, da die Kaufwahrscheinlichkeiten im Intervall $[p_u, p_o]$ jeden beliebigen Wert annehmen können. Zerlegt man diesen Wahrscheinlichkeitsbereich aber in $i = 1, 2, \dots, m$ gleichgroße Subintervalle, läßt sich der Prozeß mit einem eigentlich stetigen Zustandsraum durch eine Markovkette approximieren. Jede Wahrscheinlichkeit, die dann in das Intervall i fällt, wird auf dem entsprechenden Intervallmittelpunkt abgebildet. Dieser Intervallmittelpunkt ist die Mittelpunktswahrscheinlichkeit p_i^+ . Die Übergangsmatrix

1 Vgl. MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 208.

² Vgl. BUSH, R.R., MOSTELLER, R., Stochastic Models for Learning, New York 1955, S. 77 ff.

P^+ ist somit eine $m \times m$ Matrix aus den Wahrscheinlichkeiten für den Übergang von Zustand i nach j , d.h. von p_i^+ nach p_j^+ ; hierbei gilt $1 \leq i, j \leq m$.

Da bei jeder Kaufgelegenheit entweder die Marke 1 oder aber ein Konkurrenzzeugnis gewählt wird, enthält die i -te Zeile der Übergangsmatrix ausschließlich zwei Übergangswahrscheinlichkeiten, die größer als Null sind. Die i -te Zeile von P^+ ist somit wie folgt aufgebaut:

$$\vec{p}_i^+ = (0, \dots, 0, 1-p_i^+, 0, \dots, 0, p_i^+, 0, \dots, 0) \quad (4.90)$$

Mit der Wahrscheinlichkeit p_i^+ geht der Zustand i infolge der Transformation durch den Kaufoperator in $p_j^{(1)}$ des Zustandes j über, d.h.

$$p_j^{(1)} = \alpha + \beta + \lambda p_i^+, \quad (4.91)$$

wobei $p_j^{(1)}$ Element des j -ten Intervalls mit der Mittelpunktswahrscheinlichkeit p_j^+ ist. In gleicher Weise wird $1-p_i^+$ durch den Ablehnungsoperator in

$$p_j^{(0)} = \alpha + \lambda p_i^+ \quad (4.92)$$

transformiert. Das Intervall j , welches $p_j^{(0)}$ enthält, wird wiederum von p_j^+ repräsentiert¹.

Dieses Verfahren kann allerdings nur dann zu genauen Ergebnissen führen, wenn man voraussetzt, daß $p_j^{(1)}$ bzw. $p_j^{(0)}$ mit der Mittelpunktswahrscheinlichkeit p_j^+ eines Subintervalls übereinstimmt. Wird andererseits der gesamte Bereich der Kaufwahrscheinlichkeiten zwischen p_u und p_o entsprechend fein gegliedert, kann man diese Voraussetzung approximativ als erfüllt ansehen.

¹ Da die Subintervalle wie ein Äquivalenzklassensystem benutzt werden, stellen die p_i^+ ein Repräsentantensystem dar. Das j -te Intervall wird dementsprechend von p_j^+ repräsentiert.

Analog der Zerlegung des an sich stetigen Zustandsraumes in m Subintervalle ist der Anfangsvektor

$$\vec{p}^+(0) = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0) \quad (4.93)$$

mit m Zuständen zu definieren. Hierbei gibt die "1" das betreffende Intervall an, dem die Anfangswahrscheinlichkeit zuzuordnen ist. Anhand dieses Anfangsvektors und der Übergangsmatrix P^+ sind nun nach den Regeln MARKOVscher Ketten für $t > 0$ die Verteilungen der Kaufwahrscheinlichkeiten approximativ zu schätzen, da prinzipiell bei einer entsprechenden Anzahl von Übergängen der Prozeß in jeden Zustand wechseln kann. Folglich existiert auch eine Gleichgewichtsverteilung, nämlich $f(p^+(\infty))$, die nach der bekannten Bedingung $P^{+t+1} = P^{+t}$ für $t \rightarrow \infty$ zu bestimmen ist. Da in diesem Falle die m Zeilen der Übergangsmatrix identisch sind, ist auch $f(p^+(\infty))$ ebenso wie $E[p^+(\infty)]$ unabhängig von einer speziellen Anfangsverteilung.

4.3.3 DIE PARAMETERSCHÄTZUNG

Im Rahmen der makroanalytischen Modellbetrachtung verbleibt als letztes die Frage zu klären, wie die Parameter des Linearen Lernansatzes unter Berücksichtigung der anfänglichen Kaufneigungsheterogenität zu schätzen sind. Das hier verfolgte Konzept ist die sogenannte Minimum-Chi-Quadrat-Schätzung, die auch in der Literatur vorwiegend Verwendung findet. Das Verfahren beruht - vereinfachend gesagt - auf dem Vergleich von theoretischen und empirischen Kaufsequenzhäufigkeiten bestimmter Länge, die einerseits aufgrund der Modellstruktur zu erwarten und andererseits anhand der vom Panel gelieferten Kaufgeschichten tatsächlich zu beobachten sind. Wenngleich diese Methode ursprünglich nur zur Parameterschätzung des Linearen Lernmodells herangezogen wurde, deutet bereits die allgemeine Charakterisierung des Schätzprinzips auf eine umfassendere An-

wendung auch im Rahmen anderer stochastischer Modellansätze hin. Zeichnet sich die Notwendigkeit ab, beim zero-order-Modell oder beim Markovansatz Parameterheterogenität als Ausdruck einer nichthomogenen Käuferschaft explizit zu berücksichtigen ¹, wird diese Schätzmethode ebenfalls verwendet. Für die Anpassungsgüte verschiedener Markenwahlmodelle an einen oder auch verschiedener Datensätze ergeben sich damit unmittelbare Vergleichsmöglichkeiten - ein Vorteil, den in der Regel andere Schätzmethoden nicht aufweisen ².

Aus Kaufsequenzen der Länge t^* resultieren bekanntlich $h = 1, 2, \dots, 2^{t^*}$ unterschiedliche Kaufgeschichten. Ihre Eintrittswahrscheinlichkeiten $\pi_h(\theta)$ sind als Funktionen eines e -dimensionalen Vektors θ zu schreiben, der e zu schätzende Parameter enthält. Wird das Haushaltspanel als Zufallsstichprobe mit jeweils unabhängigen Markenwahlentscheidungen betrachtet, sind die zu beobachtenden Häufigkeiten

$$n_1, n_2, \dots, n_h, \dots, n_{2^{t^*}}$$

bei gegebenen $\pi_h(\theta)$ multinomialverteilt. Da $n = \sum_{h=1}^{2^{t^*}} n_h$ den Stichprobenumfang des Haushaltspanels kennzeichnet, ergeben sich mit

$$n\pi_1(\theta), n\pi_2(\theta), \dots, n\pi_h(\theta), \dots, n\pi_{2^{t^*}}(\theta)$$

die theoretischen bzw. die zu erwartenden Modellhäufigkeiten.

¹ Vgl. die Ausführungen auf S. 27.

² Ein neuerer regressionsanalytischer Ansatz zur Schätzung der Parameter des Linearen Lernmodells ist kürzlich von LAWRENCE veröffentlicht worden. Als Schätzfunktion wird der in (4.79) beschriebene, allerdings auf vier Kaufperioden begrenzte Vergessensmechanismus verwandt. Da sich diese Schätzmethode nicht auf andere stochastische Markenwahlmodelle übertragen läßt, wird auf eine Diskussion im Rahmen dieser Arbeit verzichtet. Vgl. LAWRENCE, R.L., Snow Crop Revisited, a.a.O., S. 98 ff. Einen gerafften Überblick über hier nicht berücksichtigte Schätzverfahren gibt HAINES, G.H., Jr., Consumer Behavior, a.a.O., S. 113 ff.

Als Maß für die Anpassungsgüte des Linearen Lernansatzes an die beobachtete Verteilung der Kaufsequenzhäufigkeiten kann man dementsprechend die allgemeine Chi-Quadrat-Prüfgröße

$$\chi^2 = \sum_{h=1}^{2^{t^*}} \frac{(n_h - n\pi_h(\theta))^2}{n\pi_h(\theta)} \quad (4.94)$$

verwenden. Diese mißt den Grad der Übereinstimmung als Summe der mit $1/n\pi_h(\theta)$ gewichteten, quadratischen Abweichungen von beobachteten und erwarteten absoluten Häufigkeiten. Die Prüfgröße ist für $n \rightarrow \infty$ asymptotisch chi-quadratverteilt mit $FG = 2^{t^*} - 1 - e$ Freiheitsgraden. $1+e$ Freiheitsgrade gehen dadurch verloren, weil $1 = \sum \pi_h(\theta)$ gelten muß sowie e unbekannte Parameter anhand der zugrunde liegenden Paneldaten zu bestimmen sind.

Die direkte Abhängigkeit der Prüfgröße vom Stichprobenumfang n wird deutlich, wenn man die absoluten Häufigkeiten in relative umformt. In diesem Falle gilt:

$$\chi^2 = n \sum_{h=1}^{2^{t^*}} \frac{(p_h - \pi_h(\theta))^2}{\pi_h(\theta)} \quad (4.95)$$

Die eigentliche Parameterschätzung ist nun als Minimierungsproblem zu formulieren: Minimiere χ^2 hinsichtlich der in θ enthaltenen e Parameter. Auf diese Weise sind e konsistente und asymptotisch effiziente Chi-Quadrat-Schätzwerte zu bestimmen¹, die den Grad der Übereinstimmung von beobachteten und erwarteten Sequenzhäufigkeiten maximieren. Je kleiner χ^2 ist, umso ausgeprägter ist die Anpassungsgüte des Markenwahlmodells.

Das Minimierungsproblem ist nicht mehr mit analytischen Methoden zu lösen, da die Parameter bestimmten numerischen Restriktionen unterliegen und ihre Beziehungen untereinander generell

¹ Vgl. CRAMER, H., Mathematical Methods of Statistics, Princeton 1957, S. 424 ff.

nicht linear sind ¹. Diese Verfahren vereinfachen sich in der Regel wesentlich, wenn anstatt (4.94) die sogenannte modifizierte Chi-Quadrat-Prüfgröße

$$\chi^2 = \sum_{h=1}^{2t^*} \frac{(n_{h.} - n\pi_{h.}(\theta))^2}{n_{h.}} \quad (4.96)$$

Verwendung findet. Der Nenner in (4.96) ist nunmehr keine Funktion der zu schätzenden Parameter. In diesem Falle gewichten beobachtete Häufigkeiten die quadratischen Abweichungen. Dieses Verfahren liefert gleichfalls konsistente und asymptotisch effiziente Schätzwerte und wird - wie ein Literaturvergleich zeigt - oft der exakten Methode vorgezogen. Bei den in der Marktforschung teilweise segmentierten Panelumfängen sind diese Schätzungen in der Regel weniger effizient im Sinne von der RAO definierten "second order efficiency". Dieser Begriff kennzeichnet im Vergleich zum exakten Verfahren die geringere Konvergenzgeschwindigkeit, mit der die modifizierten Schätzwerte bei kontinuierlich wachsenden Stichprobenumfängen die Eigenschaft der Asymptotik annehmen ².

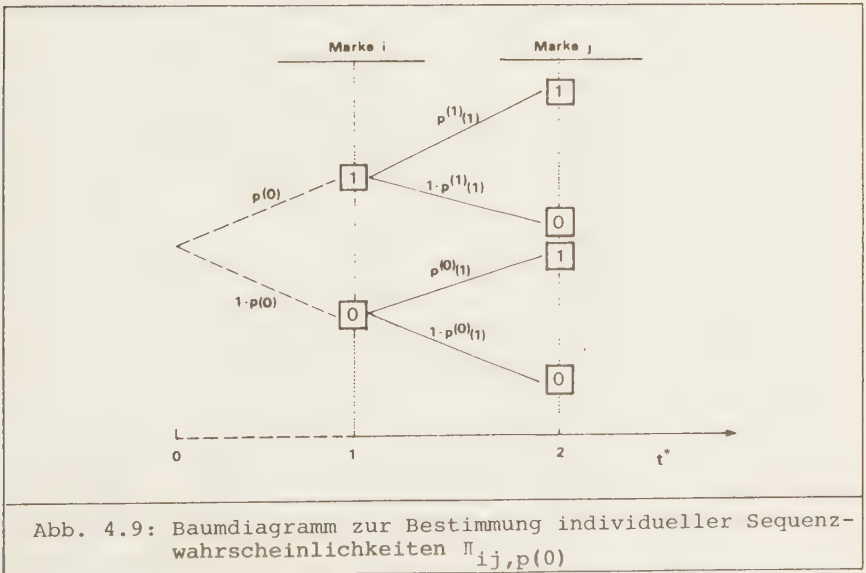
Die bislang nicht näher spezifizierte Zahl der zu schätzenden Parameter wird durch die individuellen, theoretischen Sequenzwahrscheinlichkeiten sowie durch die anfängliche Kaufneigungsheterogenität aller Konsumenten determiniert. Die Berechnung der Sequenzwahrscheinlichkeiten ist zwar bei den einzelnen Modellen unterschiedlich, ebenso die Zahl der insgesamt zu schät-

1 Zur Lösung dieses Problems stehen eine Reihe von Algorithmen mit verschiedenen Eigenschaften zur Verfügung. Vgl. z.B. WAGNER, H.M., Principles of Operations Research, Englewood Cliffs, N.J., 1969, S. 179 ff; POWELL, M.J.D., Recent Advances in Unconstrained Optimization, MP, 1 (1971), S. 26 ff; LILLEN, G.L., A Modified Linear Learning Model of Consumer Behavior and its Implications for Marketing Management, Ph.D. Diss., Columbia University 1973, S. 238 ff. Der in der Marketingliteratur am häufigsten verwendete Algorithmus stammt von WILDE, D.J., Optimum Seeking Methods, Englewood Cliffs, N.J., 1964, S. 145 ff.

2 Vgl. RAO, C.R., Efficient Estimates and Optimum Inference Procedures in Large Samples, JorSS, 24 (1962), S. 50 f.

zenden Parameter; das Prinzip der Parameterschätzung selbst bleibt hiervon unberührt.

Betrachtet man beim Linearen Lernmodell zunächst einen individuellen Konsumenten, der vor $t^* = 2$ Perioden die Marke 1 mit der Wahrscheinlichkeit $p(0)$ präferierte, sind vier individuelle Sequenzwahrscheinlichkeiten $\pi_{ij,p(0)}$ anhand des Baumdiagramms der Abb. 4.9 zu bestimmen. $i = 1$ oder $i = 0$ bzw. $j = 1$ oder $j = 0$ beschreiben die Markenwahlentscheidungen des ersten bzw. zweiten Kaufaktes. Jede mögliche, gemeinsame Kombination von i und j ergibt wiederum h . Die hochgestellten Indizes von $p^{(1)}(1)$ und $p^{(0)}(1)$ kennzeichnen die Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten durch den Kauf- oder Ablehnungsoperator nach Maßgabe der in der ersten Periode erworbenen Marke.



Im einzelnen ergeben sich damit folgende individuelle Sequenzwahrscheinlichkeiten:

$$\pi_{11,p(0)} = p(0) p^{(1)}(1) = p(0) (\alpha + \beta + \lambda p(0))$$

$$\pi_{10,p(0)} = p(0) (1 - p^{(1)}(1)) = p(0) (1 - \alpha - \beta - \lambda p(0))$$

$$\pi_{01,p(0)} = (1 - p(0)) p^{(0)}(1) = (1 - p(0)) (\alpha + \lambda p(0))$$

$$\pi_{00,p(0)} = (1 - p(0)) (1 - p^{(0)}(1)) = (1 - p(0)) (1 - \alpha - \lambda p(0))$$

Hieraus folgt:

$$\begin{aligned} \pi_{11,p(0)} &= & + \alpha p(0) + \beta p(0) & + \lambda p^2(0) \\ \pi_{10,p(0)} &= & + p(0) - \alpha p(0) - \beta p(0) & + \lambda p^2(0) \\ \pi_{01,p(0)} &= & + \alpha & - \alpha p(0) & + \lambda p(0) - \lambda p^2(0) \\ \pi_{00,p(0)} &= 1 - \alpha - p(0) + \alpha p(0) & - \lambda p(0) - \lambda p^2(0) \end{aligned} \quad (4.97)$$

Die Sequenzwahrscheinlichkeiten addieren sich stets zu eins, und zwar unabhängig davon, welchen numerischen Wert $p(0)$ selbst annimmt. Für $t^* > 2$ sind die entsprechenden theoretischen, individuellen Wahrscheinlichkeitsbeziehungen in gleicher Weise abzuleiten.

Beschreibt $f(p(0))$ wiederum die anfängliche Kaufneigungsheterogenität aller Konsumenten, ergeben sich die modelltheoretisch zu erwartenden relativen Sequenzhäufigkeiten π_{ij} nach den Regeln der Erwartungswertbildung. Für die Sequenz $(1,1)$ gilt im einzelnen:

$$\begin{aligned} \pi_{11} &= \int_0^1 (\alpha p(0) + \beta p(0) + \lambda p^2(0)) f(p(0)) dp(0) \quad (4.98) \\ &= (\alpha + \beta) E[p(0)] + \lambda E[p^2(0)] \\ &= (\alpha + \beta) \mu_1 + \lambda \mu_2 \end{aligned}$$

$\mu_1 = E[p(0)]$ und $\mu_2 = E[p^2(0)]$ kennzeichnen das 1. und 2. (nichtzentrierte) Moment von $f(p(0))$. Entsprechend (4.98) erhält man für π_{10} , π_{01} , und π_{00} :

$$\pi_{10} = (1-\alpha-\beta)\mu_1 + \lambda\mu_2$$

$$\pi_{01} = \alpha + (\lambda-\alpha)\mu_1 - \lambda\mu_2 \quad (4.99)$$

$$\pi_{00} = (1-\alpha) + (\alpha-\lambda-1)\mu_1 + \lambda\mu_2$$

$$\text{und } 1 = \sum_{h=1}^4 \pi_{ij}.$$

Die zu erwartenden relativen Sequenzhäufigkeiten für $t^* = 2$ werden folglich durch insgesamt $e = 5$ Parameter determiniert. α , β und λ charakterisieren den eigentlichen Lernprozeß, während μ_1 und μ_2 die Wahrscheinlichkeitsverteilung der anfänglichen Kaufneigungsheterogenität summarisch beschreiben. μ_1 ist hierbei die mittlere heterogene Wahlwahrscheinlichkeit für Marke 1; das Ausmaß dieser anfänglichen Kaufneigungsheterogenität wird durch die Varianz von $f(p(0))$, nämlich

$$V[p(0)] = \mu_2 - \mu_1^2, \quad (4.100)$$

gekennzeichnet.

Die hiermit charakterisierte Dichtefunktion $f(p(0))$ kann die anfänglich inhomogenen Kaufwahrscheinlichkeiten des Modellansatzes stets nur ungenau wiedergeben. Der Argumentbereich dieser Dichtefunktion erstreckt sich immer auf das Intervall $[0, 1]$, während im Linearen Lernmodell die individuellen, anfänglichen Kaufwahrscheinlichkeiten auf den zulässigen Bereich $p_u < p(0) < p_o$ begrenzt sind. Um diesen Widerspruch zu überbrücken, werden die Wahrscheinlichkeiten der Bereiche $p(0) < p_u$ und $p(0) > p_o$ direkt den Bereichsgrenzen p_u und p_o zugeordnet¹. Das bedeutet, die Verteilung $f(p(0))$ wird gestutzt und in eine "diskret-stetige" Dichtefunktion überführt. Solange p_u nahe 0 und p_o nahe 1 ist, sind die hierdurch verursachten Abweichungen relativ unbedeutend.

¹ Statistisch werden damit Wahrscheinlichkeitsmassen definiert. Vgl. KREYSZIG, E., Statistische Methoden und ihre Anwendung, 2. Aufl., Göttingen 1967, S. 84.

Bei einer Sequenzlänge von $t^* = 2$ mit vier alternativen Kaufgeschichten ist es unmöglich, fünf Parameter bei nur $4-1 = 3$ "frei wählbaren" relativen Häufigkeiten zu schätzen. Die Zahl der Freiheitsgrade steigt zwar bei sukzessiver Erweiterung der Sequenzlängen überproportional mit $2^{t^*}-1$ sprunghaft in die Höhe, jedoch zu Ungunsten einer gleichfalls wachsenden Zahl zu schätzender Momente von $f(p(0))$. Diese unterliegen der Bedingung

$$\mu_v > \mu_{v+1} \quad \text{für } v = 1, 2, \dots$$

Leitet man für alternative Sequenzlängen t^* die zu erwartenden relativen Häufigkeiten ab, zeigt sich, daß jeweils t^* Momente zu schätzen sind. Die Zahl der Freiheitsgrade erhöht sich somit in weitaus stärkerem Maße als e . In Tab. 4.9 ist die Entwicklung für e und FG bis $t^* = 8$ festgehalten.

Sequenzlänge t^*	Anzahl der Kaufgeschichten 2^{t^*}	Anzahl der Parameter e	verbleibende Freiheitsgrade FG
2	4	5	-
3	8	6	1
4	16	7	8
5	32	8	23
6	64	9	54
7	128	10	117
8	256	11	244

Tab. 4.9: Anzahl der zu schätzenden Parameter des Linearen Lernmodells sowie der verbleibenden Freiheitsgrade bei unterschiedlichen Kaufsequenzen

Wenn auch die Verteilung der Kaufneigungsheterogenität an sich erst durch die Parameterschätzung spezifiziert wird, unterstellt man häufig aus schätztechnischen Gründen von

vornherein die überaus flexible Betaverteilung:

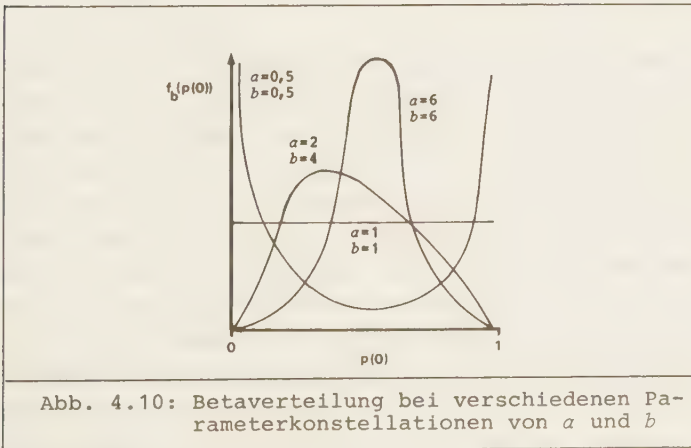
$$f_b(p(0)) = \begin{cases} \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} p(0)^{a-1} (1-p(0))^{b-1} & \text{für } 0 < p(0) < 1 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.101)$$

zur Beschreibung der inhomogenen Wahrscheinlichkeiten; hierbei ist $\Gamma(\cdot)$ eine Gammafunktion mit $a > 0$ und $b > 0$. Für Erwartungswert und Varianz der Betaverteilung gelten die Beziehungen:

$$E[p(0)] = \frac{a}{a+b} \quad (4.102)$$

$$V[p(0)] = \frac{a b}{(a+b+1)(a+b)^2} \quad (4.103)$$

Die große Flexibilität dieser Verteilung verdeutlicht Abb. 4.10 anhand der unterschiedlichen Funktionsverläufe bei variierenden Parameterkonstellationen von a und b .



Bei $a, b > 1$ weist die Betaverteilung eine glockenförmige (unimodale) Gestalt auf, d.h. ein Kaufneigungsbereich wird schwer-

punktmäßig hervorgehoben ¹. Bei $a, b < 1$ verläuft $f_b(p(0))$ hingegen u-förmig und kennzeichnet damit tendentiell überwiegend geringe und hohe anfängliche Kaufwahrscheinlichkeiten. Die Betaverteilung ist - wie nur wenige andere Verteilungen - somit in der Lage, sich den vielfältigen Ausprägungen der anfänglichen Kaufneigungsheterogenität anzupassen.

Aus schätztechnischer Sicht ist mit Verwendung der Betaverteilung der Vorteil verbunden, daß die Zahl der zu schätzenden Momente zugunsten vermehrter Freiheitsgrade reduziert wird. Da sich die einzelnen Momente dieser Verteilung nach

$$\mu_{v+1} = \mu_v \left(\frac{a+v}{a+b+v} \right) \quad (4.104)$$

bestimmen lassen, kann man z.B. bei einer Sequenzlänge von $t^* = 4$ mit vier zu schätzenden Momenten μ_3 und μ_4 als Funktion von μ_1 und μ_2 betrachten. Dementsprechend verringert sich e von sieben auf fünf Parameter. Die Zahl der Freiheitsgrade steigt damit von acht auf zehn, d.h. die Schätzung wird genauer. Gleichzeitig vereinfacht sich die Minimierungsprozedur der Chi-Quadrat-Prüfgröße.

Die Genauigkeit der Parameterschätzung ist nicht nur ein entscheidendes Kriterium für die Prognosequalität. Die Parameter selbst zeichnen aufgrund ihrer verhaltenstheoretischen Inhalte im Ansatz Marktstrukturen, deren Interpretation und Beurteilung unbedingt verlässliche Schätzwerte voraussetzt. Wenn auch Minimum-Chi-Quadrat-Schätzungen nur für sehr große Stichproben gegen die "wahren" Parameterschätzwerte konvergieren, kann man unter Umständen durch eine Erhöhung der Freiheitsgrade eine größere Schätzgenauigkeit erzielen. Diese Möglichkeit ist, wie Tab. 4.9 aufzeigt, zwar generell durch sukzessive Erweiterung

¹ Bimodale Funktionsverläufe lassen sich durch Linearkombinationen von zwei entsprechend gegenläufig geformten Betaverteilungen erzeugen. Vgl. TOPRITZHOFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 94 f. Bislang sind solche Kombinationsmöglichkeiten bei empirischen Untersuchungen noch nicht genutzt worden.

der Sequenzlängen gegeben, allerdings auf Kosten eines überproportionalen Anwachsens der Zahl verschiedener Kaufgeschichten sowie steigender EDV-Rechenzeiten infolge einer zunehmenden Zahl von Parametern ¹. Nur wenn a-priori eine anfänglich betaverteilte Kaufneigungsheterogenität unterstellt wird, kann man die Anzahl der zu schätzenden Parameter - wie oben dargestellt wurde - über eine Reduzierung der Momente insgesamt wieder abbauen.

Inwieweit eine Erhöhung der Freiheitsgrade realisierbar ist, hängt in erster Linie von der verfügbaren Datenbasis ab. Die maximal verwendbare Sequenzlänge muß sich zwangsläufig an der durchschnittlichen Kaufhäufigkeit aller Berichtshaushalte eines Panels orientieren, wenn man nicht von vornherein unangemessene Stichprobenreduzierungen und eine Gefährdung der allgemeinen Repräsentanz in Kauf nehmen will. In der Regel lassen die Daten ein ausgeprägt heterogenes Kaufverhalten erkennen, so daß aus Gründen einer vergleichbaren Bezugsbasis für die Parameterschätzung eine Segmentierung der Berichtshaushalte etwa nach Zwischenkaufzeiten oder der Zahl der getätigten Einkäufe in einem bestimmten Zeitintervall unbedingt erforderlich ist.

Betrachtet man die in der Literatur ausgewiesenen gruppenspezifischen Panelumfänge von ca. 500 bis 1000 Berichtshaushalten als generell überhaupt verfügbare Stichprobengrößenordnung, können bereits bei $t^* = 7$ und $t^* = 8$ viele der 128 bzw. 256 verschiedenen Kaufgeschichten (vgl. Tab. 4.9 auf S. 146) gar nicht oder nur mit zu geringen erwarteten Häufigkeiten besetzt werden. Eine Parameterschätzung ist dann unmöglich. Die viel zitierte Faustregel, nach der bei $FG \leq 1$ eine Mindestbesetzung der erwarteten Häufigkeiten von fünf gefordert wird, ist zwar konservativer Natur; dennoch sollte man selbst im Falle einer großen Zahl von Freiheitsgraden nur begrenzt Mindesthäufigkei-

¹ Vgl. BLATTBERG, R.C., SEN, S.T., An Evaluation of the Minimum Chi-Square Procedures to Stochastic Models of Brand Choice, JoMR, 10 (1973), S. 426.

ten von eins oder gar Null zulassen ¹. Diese Besetzungsprobleme bei den verfügbaren Stichprobenumfängen sowie die steigende Komplexität der Minimierungsalgorithmen bei zunehmender Zahl von Parametern erklären in erster Linie, warum empirische Studien der Parameterschätzung meist eine Sequenzlänge von $t^* = 4$ zugrunde legen. Allerdings geben die ausgewiesenen Ergebnisse teilweise zu erkennen, daß bei manchen Produktarten die Einflußnahme weiter in die Vergangenheit zurückreichender Käufe relativ unbedeutend ist ².

Simulationsuntersuchungen deuten darauf hin, daß Chi-Quadrat-Schätzwerte bei Stichprobenumfängen bis etwa $n = 500$ Berichtshaushalten in erhöhtem Maße verzerrt sein können ³. Die Parameterwerte sind daher nur mit gebotener Vorsicht verhaltens-theoretisch zu interpretieren. Diese Tendenzaussage findet u.a. Bestätigung in einer Markenwahlstudie von JONES. Hier verhält sich nämlich die Häufigkeit, mit der die Parameterrestriktionen verletzt werden, umgekehrt proportional zu sechs verschiedenen, segmentspezifischen Panelumfängen von 469 bis 1207 Berichtshaushalten ⁴.

Angeichts dieser Probleme wird häufig der Versuch unternommen, die Datenbasis "künstlich" zu erhöhen, wenn kontinuierliche Panelaufzeichnungen von zwei oder gar drei Jahren vorliegen. In solchen Zeiträumen registrieren die Berichtshaushalte in einer Produktart teilweise 20 und mehr Markenkäufe. Für jeden Haushalt sind dann jeweils überlappende sowie fortlaufend um eine Periode verschobene Kaufsequenzen der gewünschten Länge zu bestimmen; diese gehen dann alle als "unabhängige"

1 Vgl. HAYS, W.L., WINKLER, R.L., Statistics: Probability, Inference and Decision, New York 1971, S. 800; COCHRAN, W.G., Some Methods for Strengthening the Common χ^2 -Test, Biometrics, 10 (1954), S. 417 ff.

2 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 91; LAWRENCE, R.J., Snow Crop Revisited, a.a.O., S. 107.

3 Vgl. BLATTBERG, R.C., SEN, S.K., Evaluation..., a.a.O., S. 425.

4 Vgl. JONES, J.M., A Comparison of Three Models of Brand Choice, JoMR 7 (1970), S. 472.

Beobachtungswerte in die Schätzprozedur ein ¹. Hierdurch läßt sich naturgemäß die Datenbasis in erheblichem Maße aufblähen: Stützt sich beispielsweise die Parameterschätzung auf die ersten 20 Käufe von jeweils 800 Berichtshaushalten, sind bei $t^* = 4$ für jeden einzelnen Haushalt insgesamt 17 sich überlappende und fortlaufend um eine Periode verschobene Kaufsequenzen zu bilden. Die Datenbasis vergrößert sich somit um das Siebzehnfache auf 13.600 Kaufsequenzen.

Inwieweit allerdings diese Konstruktion unabhängige Beobachtungswerte für die Parameterschätzung erzeugt, scheint auf den ersten Blick sehr zweifelhaft. Die gesamte Datenbasis stützt sich einerseits überwiegend auf Beobachtungen gleicher Berichtshaushalte; andererseits folgt das Konstruktionsprinzip unmittelbar der zeitlichen Abfolge der einzelnen getätigten Einkäufe. Unabhängigkeit der Daten ist aber gerade jene Voraussetzung, die in erster Linie die asymptotischen Eigenschaften der Chi-Quadrat-Schätzwerte sicherstellt ².

In der Literatur wird überwiegend die Meinung vertreten, daß diese Art der Sequenzbildung nur zu beringfügigen Abhängigkeitsverhältnissen führt, ohne aber diese These in der Regel zu verifizieren. Beschränkt sich die "künstliche" Stichproben-erhöhung ausschließlich auf die ersten 10 oder 20 Einkäufe, erwartet man bei einer größeren Zahl von Berichtshaushalten keine systematische Unter- und Überrepräsentation der Häufigkeiten bestimmter Kaufsequenzen. Vor der Gefahr einer systematischen Verzerrung wird lediglich gewarnt, falls alle verfügbaren Kaufdaten zur Sequenzbildung herangezogen werden ³.

1 Vgl. u.a. LAWRENCE, R.L., Snow Crop Revisited, a.a.O., S. 94 f; MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 118 ff; AAKER, D.A., JONES, J.M., Modeling Store Choice Behavior, JoMR, 8 (1971), S. 40; KUEHN, A.A., Consumer Brand Choice..., a.a.O., S. 394 f.

2 Vgl. HAYS, W.L., WINKLER, R.L., Statistics..., a.a.O., S. 799 f.

3 Vgl. LAWRENCE, J.L., Snow Crop Revisited, a.a.O., S. 94; AAKER, D.A., JONES, J.M., Modeling Store Choice Behavior, a.a.O., S. 40.

Infolge der ausgeprägten Streuung der durchschnittlichen Kaufhäufigkeit der Haushalte variiert zwangsläufig auch die Anzahl der maximal bestimmbaren Kaufsequenzen. In der Regel sind daher "heavy buyer" aufgrund ihrer verstärkten Kauf-tätigkeit überproportional in der erweiterten Stichprobe vertreten.

Um die Konsequenzen der überlappenden Sequenzbildung abschätzen zu können, hat WIERENGA eine hierzu modifizierte Form der "künstlichen" Stichprobenerhöhung zur Parameterschätzung des Linearen Lernmodells verwandt. WIERENGA bildet anhand der Kaufgeschichten nicht überlappende, sich aber jeweils unmittelbar anschließende Kaufsequenzen ¹. Ihnen muß man im Vergleich zu den überlappenden Sequenzen eine größere Unabhängigkeit bescheinigen. Als Datenbasis dienen die ersten 20 Markenkäufe einer Produktart von 847 Panelhaushalten, für die bei $t^* = 4$ jeweils 17 sich überlappende und 5 sich nicht überlappende, unmittelbar anschließende Kaufsequenzen bestimmt werden. Die Stichprobenumfänge belaufen sich somit auf 14 399 bzw. 4 235 Beobachtungswerte.

Kaufsequenz pro Haushalt	Geschätzte Parameter			$\chi^2_{FG} = 8$	Stich- proben- umfang n
	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}$	$\hat{\lambda}$		
17	0,0002	0,1157	0,8829	15,41	14 399
5	0,0007	0,1148	0,8854	6,54	4 235
Tab. 4.10 ² : Parameterschätzung des Linearen Lernmodells von WIERENGA					

Die geringfügigen Abweichungen der Schätzergebnisse in Tab. 4.10 sprechen durchaus für die Zulässigkeit der überlappenden Sequenzbildung. Die Größenordnung der Schätzwerte weist

¹ Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 92.

² Ebenda.

allerdings auf relativ starke zero-order-Markenwahl Tendenzen beim Einkaufen hin, denn bei $\lambda = 1$ und somit $\beta = \alpha = 0$ wird die derzeitige Wahlentscheidung nicht von Käufen der Vergangenheit beeinflusst. Inwieweit sich diese Kaufverhaltenstendenzen bei der Schätzung auswirken, läßt sich nicht beurteilen. Die Literatur weist keine weiteren vergleichbaren Untersuchungen auf.

In Tab. 4.10 geben die minimalen χ^2 -Werte der Parameterschätzung im Prinzip nur Aufschluß über die "absolute" Anpassungsgüte des Modells an die zugrunde liegende Datenstruktur. Unbeantwortet bleibt die Frage, ob damit auch die gesetzten Genauigkeitsanforderungen des Anwenders erfüllt sind. Ebenso ist nach einer vergleichbaren Anpassungsgüte verschiedener Markenwahlmodelle zu suchen. Da solche Schätzungen infolge einer meist variierenden Zahl von Modellparametern auf unterschiedlichen Freiheitsgraden beruhen, ist ein direkter Vergleich der empirischen χ^2 -Werte unzulässig.

Als gemeinsame Maßgröße für den Grad der Übereinstimmung von beobachteten und erwarteten Häufigkeiten läßt sich nach (4.94) bzw. (4.95) die Überschreitungswahrscheinlichkeit $^1 \rho$ verwenden. ρ kennzeichnet die Wahrscheinlichkeit dafür, Abweichungen vorzufinden, die gleich oder größer den beobachteten Abweichungen sind. Hierbei wird die Hypothese (Nullhypothese) aufgestellt, daß sich das zugrunde liegende Markenwahlverhalten an sich korrekt durch das betreffende stochastische Modell beschreiben läßt. Formal gilt:

$$\rho = \int_{\chi^2_{\text{emp}}}^{\infty} f(x) dx \quad (4.105)$$

$f(x)$ ist die Dichte einer Chi-Quadrat-Verteilung mit den Freiheitsgraden $FG = 2^{t*} - 1$, auf der jeweils die Parameterschät-

¹ ρ wird vielfach auch einfach als " ρ -level" bezeichnet.

zung beruht. χ^2_{emp} stellt als untere Integralgrenze den beobachteten, d.h. den im Rahmen der Schätzprozedur minimierten, empirischen χ^2 -Wert dar.

Die beste Anpassungsgüte weist somit ein Markenwahlmodell auf, dem die höchste Überschreitungswahrscheinlichkeit zuzuordnen ist. $\rho = 1$ bedeutet perfekte Modellierung des zugrunde liegenden Markenwahlverhaltens. Gibt man andererseits ein kritisches Gütekriterium ρ_c vor, das sogenannte Signifikanzniveau, entspricht ein Modell bei $\rho \leq \rho_c$ nicht den gesetzten minimalen Genauigkeitserfordernissen. Die oben formulierte Nullhypothese ist in diesem Fall abzulehnen.

Simulationsuntersuchungen haben gezeigt, daß ein nach RAO benannter, spezieller χ^2_R -Test die Anpassungsgüte von jeweils zwei Modellen trennschärfer beurteilt als ein allgemeiner Anpassungstest, der auf dem Vergleich der Überschreitungswahrscheinlichkeiten beruht¹. Neben effizienten Parameterschätzungen setzt dieser Test Modellpaare voraus, bei denen der eine Ansatz eine "constrained version" des anderen ist. Beide Voraussetzungen sind z.B. bei einem Vergleich des Linearen Lernmodells mit dem heterogenen zero-order-Ansatz gegeben. Die Minimum-Chi-Quadrat-Schätzung liefert für beide Modelle effiziente Parameterschätzwerte; ebenso geht das Lineare Lernmodell bei einer bestimmten Parameterkonstellation als Spezialfall in den heterogenen zero-order-Ansatz über². Bei diesem Test werden die Abweichungen der erwarteten Sequenzhäufigkeiten der Modellpaare, die sich anhand der Parameterschätzwerte numerisch bestimmen lassen, durch eine allgemeine χ^2 -Prüfgröße miteinander verglichen. Die Zahl der Freiheitsgrade ergibt sich als Differenz der jeweiligen Modellparameteranzahl. Die

1 Vgl. BLATTBERG, R.C., SEN, S.K., An Evaluation..., a.a.O., S. 422 f; RAO, C.R., Linear Statistical Inference and Its Applications, New York/ London 1965, S. 329.

2 Diese Bedingungen sind auch erfüllt für das heterogene Markovmodell und das heterogene zero-order-Modell.

Nullhypothese bezieht sich stets auf das Modell niedrigerer Ordnung, das bei $\rho \leq \rho_G$ abzulehnen ist.

Wie bereits (4.95) darlegt, ist die Chi-Quadrat-Prüfgröße abhängig vom Stichprobenumfang. Bei einer sukzessiven Erhöhung von n reagiert der Test bei der Konstanz der Freiheitsgrade mit zunehmender Schärfe auf Abweichungen der beobachteten und erwarteten Häufigkeiten. χ^2_{emp} nimmt somit fortlaufend größere Werte an, während ρ kontinuierlich kleiner wird. Bei wachsenden Stichprobenumfängen steigt die Wahrscheinlichkeit daher ständig, das Modell aufgrund eines vorgegebenen Signifikanzniveaus als ungeeignet abzulehnen. Diese Tendenz ist auch aus den in Tab. 4.10 auf S. 152 ausgewiesenen Schätzergebnissen von WIERENGA abzulesen. Ein unmittelbarer Vergleich der Überschreitungswahrscheinlichkeiten bei variierenden Stichprobenumfängen gibt daher nur wenig Aufschluß über die jeweilige Anpassungsgüte des Modells. In diesem Falle ist es zweckdienlich, χ^2_{emp} hinsichtlich des Stichprobenumfangs durch sogenannte Konsistenzkoeffizienten zu relativieren. Hierfür geeignet ist z.B. der Konsistenzkoeffizient PN von PEARSON¹, der wie folgt definiert ist:

$$PN = \left(\frac{\chi^2}{n + \chi^2} \right)^{1/2} \quad (4.106)$$

Wird PN modifiziert², ergibt sich der Koeffizient F_{PN} als

$$F_{PN} = 1 - \left(\frac{\chi^2}{n + \chi^2} \right)^{1/2} \quad (4.107)$$

F_{PN} ist nicht negativ und nimmt bei "perfekter" Modellierung des zugrunde liegenden Markenwahlverhaltens den Wert 1 an.

1 Vgl. KENDALL, M.G., STUART, A., The Advanced Theory of Statistics, 2. Bd., 3. Aufl., London 1973, S. 577.

2 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 57; SRINIVASAN, V., KESAVAN, R., An Alternative Interpretation of the Linear Learning Model of Brand Choice, JoCR, 3 (1976), S. 79.

Der Wert 0 kann allerdings nicht erreicht werden, da die untere Grenze von F_{PN} durch die Zahl der theoretisch möglichen Kaufsequenzen determiniert ist

4.3.4 DIE MODIFIKATIONEN DES GRUNDMODELLS

Obwohl der Lineare Lernansatz im Vergleich zu den anderen hier diskutierten Markenwahlmodellen lerntheoretisch überzeugender abgesichert ist, wirken einzelne Prämissen aus allgemeiner verhaltenstheoretischer Sicht unverhältnismäßig restriktiv. Den Bemühungen, zumindest einige dieser Annahmen umfassender und somit realistischer zu formulieren, sind allerdings Grenzen gesetzt, wenn man die mathematische Manipulierbarkeit des Linearen Lernmodells in angemessener Form wahren will.

Fragen wirft vor allem die Ausschließlichkeit auf, mit der die Wahl der Marke 1 stets eine Erhöhung der Kaufwahrscheinlichkeiten bewirkt, während jede Entscheidung zugunsten des Markenagglomerats 0 die Kaufneigung der kommenden Periode reduziert. Ein derart starres Modellierungskonzept wird den vielschichtigen Beweggründen möglicher Wahlentscheidungen höchst unvollkommen gerecht. Greift ein Konsument nur ersatzweise zu Marke 0, weil zum Zeitpunkt des Einkaufs die überwiegend bevorzugte Marke 1 im Supermarkt zufällig nicht mehr vorrätig ist, führt diese einzelne Wahlentscheidung nicht unbedingt zu einer Senkung der Kaufwahrscheinlichkeit gegenüber dem Markenfavoriten. Ebenso bedenklich ist es, die Wahl der Marke 1 automatisch mit einem "Belohnungsmoment" zu koppeln. Hierüber entscheiden in erster Linie die nach dem Kauf gesammelten Ge- und Verbrauchserfahrungen, die keinesfalls ausnahmslos positiv ausfallen müssen. Diese Erwartungen kann ein einzelner Käufer von vornherein begründet nur an solche Marken knüpfen, die in der Vergangenheit wiederholt gekauft wurden.

Probleme ähnlicher Art resultieren aus tendentiell zyklischem Markenwahlverhalten der Konsumenten, von dem einige Studien der Literatur berichten ¹. Kaufperioden, in denen sich eine mehr oder weniger deutlich ausgeprägte Markentreue entwickelt, wechseln häufig mit einer Phase, die sich durch verstärkte Markenwechselaktivitäten der Nachfrager auszeichnet. Hier werden meistens verschiedene Konkurrenzprodukte ausprobiert, bevor sich gegebenenfalls ein neuer Markenfavorit herauskristallisiert. Solche wiederkehrenden Suchphasen sind vielfach Folgeerscheinungen neu eingeführter Markenerzeugnisse, kurzfristiger Preisnachlässe oder resultieren aus der Wahl anderer Einkaufsstätten ². Vielfach sind sie auch lediglich Ausdruck einer sich bildenden Überdrüssigkeit gegenüber der Marke, die bislang bevorzugt gekauft wurde. Wenn aber das Markenwahlverhalten der Nachfrager tendenziell einer Pasenfolge unterliegt, so sind auch die mit dem Kauf bzw. Nichtkauf der Marke 1 modellierten Konsequenzen einer fortlaufenden Erhöhung bzw. Reduzierung der Kaufwahrscheinlichkeiten des Linearen Lernansatzes zeitlich zu begrenzen. Diese Gesetzmäßigkeiten verlieren mit Beginn einer jeden Suchphase ihre Gültigkeit. Erst die erneut gesammelten oder auch aufgefrischten Erfahrungswerte geben Aufschluß, ob sich möglicherweise auch künftig mit der Wahl dieser Marke ein "Belohnungsmoment" verbindet ³.

1 Vgl. z.B. LAWRENCE, R.J., Patterns of Buyer Behavior..., a.a.O., S. 138 ff; WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 171 ff.

2 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 184.

3 LAWRENCE versucht, diesen Problemen durch Verwendung eines relativ unbekannten, dreistufigen Lernmodells von THEIOS gerecht zu werden, das im Grundkonzept Ähnlichkeiten mit der Phasenfolge bei der Markenwahl aufweist. Neben einem vergleichbaren Kauf- und Ablehnungsoperator wird für die Suchphase ein "mittlerer" Operator definiert, der den Marken 1 und 0 als Ausdruck des Suchverhaltens jeweils eine Kaufwahrscheinlichkeit von 0,5 zuordnet. Das Modell hält allerdings einer empirischen Prüfung nicht stand. Vgl. LAWRENCE, R.J., Patterns of Buyer Behavior..., a.a.O., S. 140 sowie THEIOS, Y., A Three-State Markov Model for Learning, Institute for Mathematical Studies in the Social Science, Technical Report No. 40, Stanford University, 1961.

Diese offenen Fragen legen den Gedanken nahe, die ausschließlich an den Kauf oder Nichtkauf der Marke 1 gekoppelte Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten ebenfalls einem Zufallsmechanismus zu unterwerfen. Wenn die Transformation durch den Kauf- oder Ablehnungsoperator stets nur mit einer Wahrscheinlichkeit von ξ erfolgt, bleibt die Kaufneigung für die kommende Periode mit einer Wahrscheinlichkeit von $1-\xi$ unverändert¹. Das Anwendungsfeld des Linearen Lernmodells beschränkt sich somit auf Situationen, in denen beispielsweise mit der Wahl der Marke 1 tatsächlich positive Erfahrungswerte verknüpft sind. Bei nicht erfüllten Erwartungen sorgt der "Einheitsoperator" für die Konstanz der Kaufneigung. Die Wahrscheinlichkeitskomponente ξ dieses ξ -Lernmodells unterbindet somit die zuvor kritisierte Ausschließlichkeit, mit der das Lineare Lernmodell das Kaufverhalten erfaßt. Bei $\xi = 1$ stimmen also beide Modellansätze überein. Die verschiedenen Möglichkeiten der Transformation von Kaufwahrscheinlichkeiten dieses modifizierten Lernmodells sind in Tab 4.11 wiedergegeben.

.	Anwendung des Linearen Lern- modells	Anwendung des "Einheitsopera- tors"
Eintrittswahr- scheinlichkeit	ξ	$1-\xi$
Falls Marke 1 gekauft wird	$p^{(1)}(t+1) = \alpha + \beta + \lambda p(t)$	$p^{(1)}(t+1) = p(t)$
Falls Marke 0 gekauft wird	$p^{(0)}(t+1) = \alpha + \lambda p(t)$	$p^{(0)}(t+1) = p(t)$
Tab. 4.11 ² : Möglichkeiten der Transformation von Kaufwahrscheinlichkeiten im ξ -Lernmodell		

Die Parameter des ξ -Lernmodells lassen sich gleichfalls nach der Minimum-Chi-Quadrat-Methode schätzen. Der Aufwand erhöht

1 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 145 ff.

2 Ebenda.

sich allerdings im Vergleich zum Linearen Lernmodell beträchtlich. Das ist nur in zweiter Linie dem Umstand zuzuschreiben, mit der Wahrscheinlichkeitskomponente ξ in diesem Falle bei $t^* = 4$ statt sieben nun acht Parameter schätzen zu müssen. Folgeschwerer wirkt sich ξ auf die Zahl der Kaufsequenzen aus, die der Schätzprozedur zugrunde liegen. Bei Kaufgeschichten der Länge $t^* = 4$ weist jede der 16 möglichen Kaufsequenzen selbst insgesamt acht verschiedene Ausprägungen auf. Bei allen vier Käufen, die in einer solchen Sequenz erfaßt sind, erfolgt jeweils mit der Wahrscheinlichkeit ξ eine Transformation der Kaufneigung, während mit der Wahrscheinlichkeit von $1-\xi$ keine Veränderung auftritt. Diese jeweils acht Ausprägungen konstituieren daher die erwarteten absoluten oder relativen Häufigkeiten einer speziellen Kaufgeschichte der Länge $t^* = 4$ und sind - wie in Abschnitt 4.3.3 beschrieben - als Funktion der Parameter $\alpha, \beta, \lambda, \xi, \mu_1, \mu_2, \mu_3$ und μ_4 zu schätzen.

Die Struktur des ξ -Lernmodells läßt sich aus theoretischer Sicht ohne Schwierigkeiten verallgemeinern. So könnte z.B. bei Wahl von Marke 1 eine Transformation anhand des Kaufoperators mit der Wahrscheinlichkeit $\xi^{(1)}$ erfolgen, beim Kauf der Marke 0 hingegen mit der Wahrscheinlichkeit $\xi^{(0)}$. Ist $\xi^{(1)} = \xi^{(0)} = \xi$, entspricht dieser modifizierte Ansatz wiederum dem Linearen ξ -Lernmodell¹.

Wenn man schon - wie oben skizziert - der Transformation durch Kauf- und Ablehnungsoperator verschiedene Eintrittswahrscheinlichkeiten zuordnet, ist es verhaltenstheoretisch ebenfalls sinnvoll, auch von einer unterschiedlichen Steigung der Operatoren auszugehen. Übereinstimmende Werte für λ im Kauf- und Ablehnungsoperator vereinfachen zwar die mathematische Handhabung des Linearen Lernansatzes. Aus verhaltenstheoretischer Sicht jedoch wirkt diese Modelleigenschaft nicht nur restriktiv, sondern läßt sich auch ohne nähere Prüfung zumindest von vornhe-

Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 147.

rein in keiner Weise rechtfertigen. Man wird vielmehr in der Regel davon ausgehen müssen, daß sich Lernen und Vergessen in unterschiedlichen Geschwindigkeiten vollzieht. Verzichtet man auf die Struktur eines ξ -Lernmodells und modifiziert zunächst nur das Lineare Lernmodell in dieser Weise, hält sich auch der steigende Aufwand der Parameterschätzung in angemessenen Grenzen. Mit $\lambda^{(1)}$ und $\lambda^{(0)}$ als Ausdruck der differierenden Steigung von Kauf- und Ablehnungsoperator sind somit bei $t^* = 4$ acht Minimum-Chi-Quadrat-Schätzwerte zu bestimmen.

In diesem Zusammenhang ist auf ein in der Literatur weitgehend bekanntes Lineares Lernmodell zu verweisen, das unter bestimmten Voraussetzungen eine Analyse und Prognose des Kaufverhaltens bei Neuprodukten ermöglicht¹. Dieser Modellansatz unterstellt gleichfalls Operatoren mit unterschiedlicher Steigung, jedoch aus völlig anderen Beweggründen. Der Konsument lernt mit jedem Kauf des Neuproduktes entsprechend den Regeln des Kaufoperators nach (4.65a) - eine Annahme, die man von vornherein im Sinne eines ξ -Lernmodells modifizieren sollte. Denn eine Transformation der Kaufneigung durch den Kaufoperator kann realistischerweise stets nur mit der Wahrscheinlichkeit von ξ erfolgen, da die mit einem Neuprodukt gesammelten Erfahrungswerte sicherlich nicht nur positiv beurteilt werden.

Der Konstruktion des Ablehnungsoperators liegt die Annahme zugrunde, daß die sich in der Einführungsphase abzeichnenden Kaufpräferenzen gegenüber dem Neuprodukt nur von der Attraktivität dieser Marke getragen werden. Aus dem Nichtkauf ergeben sich somit keinerlei Konsequenzen für die Kaufneigung der kommenden Periode, d.h. die Kaufwahrscheinlichkeit bleibt in diesem Falle konstant. Der Ablehnungsoperator ist daher wie folgt formuliert:

$$p(t+1) = Q_2 p(t) = p(t) \quad (4.110)$$

¹ Vgl. HAINES, G.H., Jr., A Theory of Market Behavior after Innovation MS, 10 (1964), S. 638 ff.

Die Steigung $\lambda^{(0)}$ von Q_2 ist also Null. Diese Formulierung von Kauf- und Ablehnungsoperator beruht somit in erster Linie auf einer Vereinfachung des allgemeinen Lernsatzes, die mit der besonderen Marktsituation eines Neuproduktes begründet wird. Diese Annahme ist allerdings nur zu rechtfertigen, wenn das betreffende Produkt eine echte Marktneuheit darstellt. Wettbewerbsbeziehungen mit Konkurrenzserzeugnissen sind somit weitgehend auszuschließen, denn sie würden die Kaufwahrscheinlichkeiten des Neuproduktes direkt beeinflussen. Der Modellansatz fordert damit Marktverhältnisse, die im Bereich des Konsumgütermarketings nur selten anzutreffen sind.

Die aus theoretischer Sicht skizzierten Modifikationen des Linearen Lernmodells liefern einige Anhaltspunkte, die Modellierung tatsächlichen Kaufverhaltens realistischer zu gestalten. Empirische Analysen müssen jedoch diese Erwartungen erst noch untermauern. Diese können sich bislang in erster Linie nur auf eine Studie von WIERENGA stützen¹. HAINES hat zwar das von ihm entwickelte Lernmodell zur Analyse und Prognose des Kaufverhaltens von Marktneuheiten ebenfalls empirisch überprüft. Der Autor wählte aber weder die notwendige Formulierung eines ξ -Modells, noch berücksichtigte er anfängliche Kaufneigungsheterogenität².

1 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 140 f. und 146 f.

2 Vgl. HAINES, G.H., Jr., A Theory..., a.a.O., S. 646 ff.

5. ANWENDUNGSORIENTIERTE PROBLEME DER MARKENWAHLMODELLE

5.1 DIE PROBLEME DER MODELLWAHL

Die Diskussion des zero-order-Modells, des Markovmodells und der Linearen Lernansätze hat verschiedene Möglichkeiten aufgezeigt, das Markenwahlverhalten durch stochastische Prozesse zu erfassen. Wenn auch alle Modelle die gleiche Zielsetzung verfolgen, nämlich aus Paneldaten Rückschlüsse für derzeitige und künftige Markenwahl Tendenzen zu gewinnen, verarbeiten die einzelnen Ansätze lerntheoretische Überlegungen in Form und Ausmaß sehr unterschiedlich. Das zero-order-Modell verzichtet vollständig auf feedback-Effekte, während Markovprozesse sich in der Regel auf eine Periode beschränken. Nur das Lineare Lernmodell schenkt den Käufen der Vergangenheit die theoretisch an sich angemessene Bedeutung. Trotz dieser hierarchisch aufbauenden Ordnungsstruktur kann aber modelliertes Kaufverhalten der Form auftreten, daß bei gleicher Datenbasis selbst für das zero-order-Modell und das Lineare Lernmodell ein ähnlich gutes Anpassungsniveau ausgewiesen wird. Das "many-to-one mapping problem" ¹ steht aber - wie die folgenden Erörterungen zeigen werden - nur in scheinbarem Widerspruch zu den theoretischen Grundlagen der einzelnen Modellansätze. Ebenso läßt sich auch umgekehrt bei einer Überlegenheit des Linearen Lernmodells im Einzelfalle nur bedingt Kaufverhalten der 0. oder 1. Ordnung ausschließen.

5.1.1 DIE ANPASSUNGSGÜTE ALS BEURTEILUNGSKRITERIUM

Das Phänomen, gegebenenfalls zwei Markenwahlmodelle in gleicher Güte einem Datensatz anpassen zu können, ist letztlich eine Folge der eng miteinander verknüpften mathematischen Strukturen der einzelnen Modelle sowie ihrer Wirkungsweise bei spe-

¹ Vgl. die Ausführungen auf S. 23.

ziellem individuellen Kaufverhalten. Beide Ursachen sind im Zusammenhang zu betrachten, wenn zunächst zeitlich begrenztes zero-order-Kaufverhalten bei Markenwahlmodellen höherer Ordnung untersucht wird.

Beim Linearen Lernansatz, dem stochastischen Modell höchster Ordnung, kann durch die obere und untere Kaufneigungsgrenze p_o und p_u individuelles Markenwahlverhalten mit zero-order-Charakter erzeugt werden, dessen Wirkung aber in jedem Fall zeitlich begrenzt ist. Läßt sich die Kaufentscheidung eines Konsumenten erstmals durch p_o oder p_u kennzeichnen, führt jeder Wiederkauf von Marke 1 oder Marke 0 zwangsläufig zu konstanten Kaufwahrscheinlichkeiten. Nur ein Markenwechsel sorgt für entsprechende Änderungen. Nähert sich p_o der Grenze von 1 und strebt p_u gegen 0, nimmt allerdings die Retentionsfähigkeit beider Marken eine beachtliche Größenordnung an. Diese Kennziffer erfaßt bekanntlich die durchschnittliche Zahl fortlaufender Wahlentscheidungen zugunsten der einen oder anderen Marke, bis ein Wechsel zum jeweiligen Konkurrenzserzeugnis stattfindet¹. Folglich trifft ein Käufer bei p_o und p_u durchschnittlich umso häufiger seine künftigen Wahlentscheidungen mit der gleichen Kaufwahrscheinlichkeit, je ausgeprägter sich die Retentionsfähigkeit der Marken erweist.

Falls die obere und untere Kaufneigungsgrenze das individuelle Markenwahlverhalten aller Konsumenten in erheblichem Umfang bestimmt, kann der Lerncharakter des makroanalytischen Modells weitgehend abgeschwächt oder sogar fast eliminiert werden. Die geschätzten Reihenmomente der Wahrscheinlichkeitsverteilung der anfänglichen Kaufneigungsheterogenität der Nachfrager bringen keine Klärung dieses Problems, da sie die Verteilung nur summarisch beschreiben. Entscheidend ist daher der genaue Verlauf von $f(p(0))$ selbst. Dieser liegt aber nur dann vor, wenn man der Schätzprozedur a-priori einen bestimmten Verteilungstyp zugrunde legt.

¹ Vgl. hierzu die Ableitung auf S. 58 f.

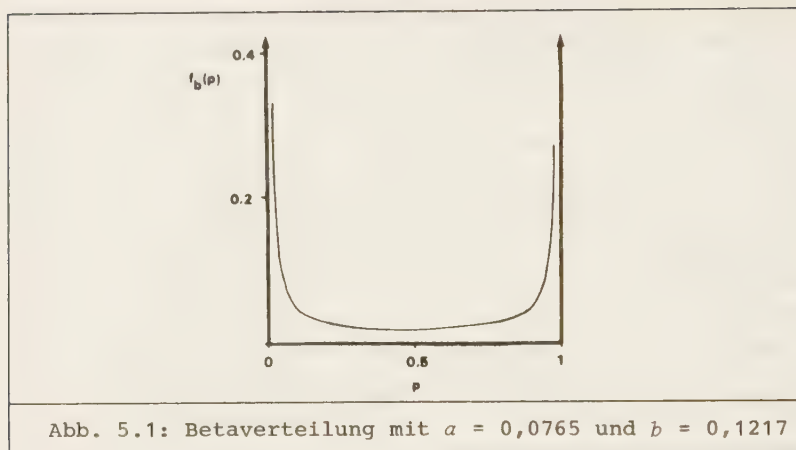
Bei der häufig verwendeten Betaverteilung deutet der u-förmige Verlauf bei der Parameterkonstellation von $0 < a, b < 1$ stets auf eine gewisse Polarisierung der Markenwahlwahrscheinlichkeiten in den Grenzbereichen von p_o und p_u hin. Diese Tendenzen verstärken sich entscheidend bei relativ kleinen Schätzwerten für a und b , so daß sich der Markt für Marke 1 bei entsprechenden Werten von p_o und p_u in zwei Marktsegmente spalten läßt: Die eine Käufergruppe erweist sich der Marke 1 ausgesprochen markentreu; die durchschnittliche Zahl fortlaufender Käufe bis zu einem Wechsel zur Marke 0 ist relativ groß. Die andere Gruppe hat gegenüber der Marke 1 nur geringe Präferenzen entwickelt; die Wahlentscheidungen fallen hier mehrheitlich zugunsten der Konkurrenzserzeugnisse aus, die in dem Markenagglomerat 0 zusammengefaßt sind.

Eine Markenwahlstudie von WIERENGA¹ vermittelt ein eindrucksvolles Bild, wie zeitlich begrenztes zero-order-Markenwahlverhalten den Lerncharakter des Linearen Lernmodells fast eliminiert. Die Kaufneigungsgrenzen belaufen sich bei Schätzwerten des Lernmodells von $\alpha = 0,052$, $\beta = 0,4393$ und $\lambda = 0,5448$ auf $p_o = 0,9765$ und $p_u = 0,0114$. Zur Beschreibung der anfänglichen Kaufneigungsheterogenität der Konsumenten wird eine Betaverteilung unterstellt, für die sich Schätzwerte von $a = 0,0765$ und $b = 0,1217$ ergeben.

Ein Konsument, der die Marke 1 erstmals mit der Kaufneigung p_o präferiert, tätigt somit in ununterbrochener Abfolge durchschnittlich $1/(1 - 0,9765) \approx 43$ Käufe der Marke 1 bis zu einem Markenwechsel². Bei p_u erfolgt hingegen in durchschnittlich $1/0,0114 \approx 88$ Kaufperioden jeweils nur die Wahl der Marke 0. Entscheidendes Gewicht erhalten diese bemerkenswerten Ergebnisse durch den stark u-förmigen Verlauf der Betaverteilung, die für die obigen Parameterschätzwerte in Abb. 5.1 auf S. 166 graphisch dargestellt ist.

1 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 114 ff.

2 Vgl. die Ausführungen auf S. 58 f.



Bei diesen relativ kleinen Schätzwerten für die Verteilungsparameter der Betadichte konzentriert sich die Wahrscheinlichkeitsmasse eindeutig auf die Kaufneigung von 0 und 1. Für $p_u < 0,0114$ ergibt sich bereits die Wahrscheinlichkeit von 0,4554, für $p_o > 0,9765$ immerhin noch 0,2420. Ordnet man die Wahrscheinlichkeiten für $p_u < 0,0114$ und $p_o > 0,9765$ jeweils direkt der unteren und oberen Kaufneigungsgrenze zu, d.h. wird die in Abb. 5.1 dargestellte Betaverteilung in p_u und p_o "gestutzt"¹, weisen fast 70 % der Konsumenten bereits eine anfängliche Kaufwahrscheinlichkeit für Marke 1 von p_u oder p_o auf. Darüber hinaus wird einer beträchtlichen Zahl der restlichen Konsumenten - wie Abb. 5.1 zu erkennen gibt - von vornherein eine Anfangs Kaufneigung zugewiesen, die schon in den engeren Grenzbereichen von p_u und p_o liegt. Wiederkäufe von Marke 1 oder Marke 0 führen daher bei dieser Gruppe stets nur zu geringfügigen Änderungen der Kaufwahrscheinlichkeiten.

Angesichts dieser auf dem Linearen Lernmodell basierenden Ergebnisse ist es keineswegs überraschend, wenn bei Verwendung des gleichen Datensatzes das heterogene zero-order-Modell ein

¹ Vgl. die Ausführungen auf S. 145.

vergleichbares Anpassungsniveau liefert. Bei der skizzierten Konstellation von p_o und p_u einerseits sowie a und b andererseits geht der vorherrschende zero-order-Charakter der Linearen Lernansatzes nur dann verloren, falls ein Wechsel von Marke 1 zu Marke 0 oder umgekehrt erfolgt.

Diesem Problem ist in analoger Weise auch ein Markovmodell ausgesetzt und trifft hier naturgemäß besonders Prozesse höherer Ordnung. Bei einer extrem hohen markenspezifischen Wiederkaufwahrscheinlichkeit in der Übergangsmatrix prognostiziert die Retentionskennziffer für diese Marke eine große durchschnittliche Zahl von Käufen in ununterbrochener Folge, bis ein Markenwechsel eintritt. Befindet sich ein beachtlicher Teil der Konsumenten in diesem Zustand, entsteht hier ebenfalls zwangsläufig für lange Kauffolgen der Eindruck eines zero-order-Wahlverhaltens mit konstanten Kaufwahrscheinlichkeiten.

Eine andere Form des "many-to-one mapping problem" wird erkennbar, wenn man die Struktur der geschätzten Parameter eines Markenwahlmodells mit den mathematisch exakt definierten Grenzkonstellationen vergleicht, die die einzelnen Modellübergänge kennzeichnen. Wie aus der Diskussion der vorherigen Abschnitte zu entnehmen ist, entspricht der makroanalytische Lineare Lernansatz bei $\lambda = 0$ der Formulierung einer homogenen Markovkette 1. Ordnung, bei $\lambda = 1$ und folglich $\alpha = \beta = 0$ aufgrund der anfänglichen Kaufneigungsheterogenität dem heterogenen zero-order-Modell¹. Der Parameter λ kennzeichnet somit im Sinne einer Maßzahl, wie stark Kaufverhalten mit Markovcharakter oder zero-order-Charakter im Lernansatz eingebettet ist. Gleichen sich hingegen im Rahmen einer Markovanalyse die Zeilen der Übergangsmatrix, dann liegt ein zero-order-Ansatz vor - ein Übergang, der sich bei einer regulären Kette spätestens im Gleichgewichtszustand vollzieht. Das Ausmaß von zero-order-Kaufverhalten läßt sich hier durch die informationstheoreti-

1 Vgl. S. 120.

sche Kennzahl $\phi(\vec{p}(\infty), \vec{p}(t))$ beschreiben¹. Diese ist bekanntlich umso kleiner, je stärker die derzeitigen Marktverhältnisse einem Marktgleichgewicht entsprechen.

Der modellspezifische Charakter eines Markenwahlprozesses höherer Ordnung geht daher weitgehend verloren, wenn Modellparameter geschätzt werden, die in ihrer Struktur annähernd einer Grenzkonstellation gleichen. Das Lineare Lernmodell mit den Parametern $\alpha = 0,06$, $\beta = 0,02$ und $\lambda = 0,90$ ist ein Beispiel in dieser Richtung. Die individuelle Kaufsequenz (0,1,0,1,1,0) führt hier bei einer anfänglichen Kaufneigung von 0,70 zu folgenden, im Zeitablauf kaum variierenden Wahlwahrscheinlichkeiten für Marke 1: 0,690; 0,701; 0,691; 0,702; 0,712; 0,700. Ein zero-order-Modell, das von vornherein konstante Kaufwahrscheinlichkeiten unterstellt, dürfte dem Markenwahlverhalten dieser Ausprägung ebenfalls gerecht werden.

FRANK sieht in diesen Prozeßeigenschaften einen positiven Aspekt für die Kaufverhaltensmodellierung. Der Autor schreibt²: "A learning model may be relevant for explaining how they (consumers, Anm. d. Verf.) arrived at equilibrium. But, once there, one of the sequence of choice for individual families might appear to be consistent with a simple model that assumes no learning." Wenn auch FRANK hier nur eine spezielle Kaufverhaltenssituation anspricht, hat aber seine Schlußfolgerung - wie die Diskussion dieses Abschnittes zeigt - durchaus allgemeinen Charakter. Das "many-to-one mapping problem" nun jedoch in dieser Form zu nutzen und im nachhinein von einem mathematisch komplexeren stochastischen Markenwahlmodell zu einem einfacher strukturierten Ansatz zu wechseln, erscheint nicht nur vordergründig, sondern ist auch unnötig. Die interpretationsreicheren Markenwahlmodelle höherer Ordnung erfassen das Kaufverhalten der Konsumenten in diesen Ausprägungen mit gleicher Güte. Dem Linearen Lernmodell ist in diesem Zusammen-

1 Vgl. die Ausführungen auf S. 102.

2 FRANK, E., Brand Choice..., a.a.O., S. 56.

hang sogar eine gewisse Sonderstellung einzuräumen. Es beinhaltet als Spezialfall zugleich das heterogene zero-order-Modell und den homogenen Markovansatz 1. Ordnung.

5.1.2 DIE WIRKUNGSWEISE VON KAUFVERHALTENSEFFEKTEN

Ebenso wie sich in bestimmten Kaufverhaltenssituationen gleich zwei stochastische Markenwahlprozesse verschiedener Ordnungsstruktur zur Modellierung des beobachteten Markenwahlverhaltens eignen, können andererseits auch Effekte auftreten, die eine ungerechtfertigte Erhöhung des "wahren" Ordnungscharakters eines Modellansatzes bewirken. Die Literatur führte diese sogenannten "spurious effects" lange Zeit hauptsächlich auf heterogenes Kaufverhalten der Endverbraucher zurück. Gerade Beim Linearen Lernansatz zeigt sich aber, daß derartige Effekte auch auf nichtstationäres Markenwahlverhalten zurückzuführen sind. Im Falle einer konkreten Analyse und Prognose sollten daher die zugrunde liegenden Daten auf beide Effekte hin überprüft werden.

Die "spurious effects" der Heterogenität treten in erster Linie bei homogenen Markenwahlmodellen auf. Das betrifft also Ansätze, die das Heterogenitätsphänomen nicht explizit in der Modellformulierung berücksichtigen. Wie leicht allerdings selbst heterogenes zero-order-Markenwahlverhalten den Eindruck erweckt, es liege ein Linearer Lernprozeß vor, zeigt folgendes Beispiel, das von betaverteilten Kaufwahrscheinlichkeiten für Marke 1 ausgeht. In diesem Falle ist die Wahrscheinlichkeit, daß sich ein zufällig ausgewählter Konsument beim Einkauf für Marke 1 entscheidet, gleich dem Erwartungswert der Betaverteilung, d.h. $E[p] = a / (a+b)$. Diese Kaufwahrscheinlichkeit gilt gemäß eines zero-order-Prozesses für alle künftigen Kaufperioden. Weist nun dieser zufällig betrachtete Konsument eine bisherige Kaufgeschichte der Länge t^* auf, die r -mal ($r \leq t^*$) die

Wahl der Marke 1 anzeigt, so läßt sich die Kaufwahrscheinlichkeit für die kommende Periode über ein "Bayesian updating" ¹ in Form der bedingten Wahrscheinlichkeit $p(1/t^*, r)$ für Marke 1 näher spezifizieren. $p(1/t^*, r)$ ist also die Wahrscheinlichkeit, beim nächsten Einkauf die Marke 1 zu wählen, wenn eine Kaufgeschichte der Länge t^* mit r Wahlentscheidungen zugunsten eben dieser Marke vorliegt.

Die zur Beschreibung der heterogenen, individuellen Kaufwahrscheinlichkeiten unterstellte Betaverteilung $f_b(p)$ ist im Sinne des BAYESSchen Theorems als sogenannte a-priori-Dichte zu kennzeichnen. Heißt dann $l(t^*, r/p)$ die Wahrscheinlichkeit, in einer Kaufgeschichte der Länge t^* genau r Käufe der Marke 1 zu beobachten - und zwar unter der Voraussetzung, daß die individuelle Kaufwahrscheinlichkeit p der (unbekannte) Parameter eines zero-order-Prozesses ist, gilt ²:

$$l(t^*, r/p) = \binom{t^*}{r} p^r (1-p)^{t^*-r} \quad (5.1)$$

Da Binomial- und Betaverteilung zur Familie der konjugierten Verteilungen zählen, liefert das BAYESSche Theorem in der Form

$$f_b(p/t^*, r) = \frac{l(t^*, r/p) f_b(p)}{\int_0^1 l(t^*, r/p) f_b(p) dp} \quad (5.2)$$

als "aktualisierte" sogenannte a-posteriori-Dichte wiederum eine Betaverteilung ³. Diese weist nun aber im Unterschied zur a-priori-Dichte die Verteilungsparameter $(a+r)$ und $(b+t^*-r)$ auf. Die bedingte Kaufwahrscheinlichkeit $p(1/t^*, r)$ ergibt sich

1 Vgl. BREIPOHL, A.M., Probabilistic Systems Analysis. An Introduction to Probabilistic Models, Decisions, and Applications of Random Processes, New York 1970, S. 188 ff.

2 Wird (5.1) als allgemeine Funktion des Parameters p betrachtet, heißt diese Beziehung Likelihood-Funktion, die über eine Maximierung den Maximum-Likelihood-Schätzwert $\hat{p} = r/t^*$ liefert.

3 Vgl. HAYS, W.L., Statistics..., a.a.O., S. 820 ff.

dann als:

$$p(1/t^*, r) = \int_0^1 p f_b(p/t^*, r) dp = \frac{a+r}{a+b+t^*} \quad (5.3)$$

$p(1/t^*, r)$ ist somit gleich dem Erwartungswert der a-posteriori-Betaverteilung. Daher ist diese Wahrscheinlichkeit gleichzeitig auch der Erwartungswert der betaverteilten, relativen Modellhäufigkeiten für die Minimum-Chi-Quadrat-Schätzung der unbekannten Parameter a und b . Zu minimieren ist bei $2^{t^*}-3$ Freiheitsgraden folgende Chi-Quadrat-Prüfgröße:

$$\chi^2 = \sum_{h=1}^{2^{t^*}} \frac{(n_{1/h} - n_h p(1/t^*, r))^2}{n_h p(1/t^*, r)} + \sum_{h=1}^{2^{t^*}} \frac{(n_{0/h} - n_h p(0/t^*, r))^2}{n_h p(0/t^*, r)} \quad (5.4)$$

$n_{1/h}$ und $n_{0/h}$ bezeichnen die jeweils beobachtete Anzahl der Konsumenten, die die Kaufgeschichte $h = 1, 2, \dots, 2^{t^*}$ aufweisen und in der kommenden Periode entweder Marke 1 oder ein Konkurrenzprodukt 0 kaufen. Somit ist $n_h = n_{1/h} + n_{0/h}$. Ferner gilt $p(0/t^*, r) = 1 - p(1/t^*, r)$. Diese beiden bedingten Kaufwahrscheinlichkeiten sind Funktionen der zu schätzenden, unbekannten Parameter ¹ des heterogenen zero-order-Modells ².

Für $p(1/t^*, r)$ und damit für $p(0/t^*, r)$ hat die genaue Reihenfolge der Marken 1 oder 0 in einer Kaufgeschichte der Länge t^* aufgrund der Unabhängigkeit der einzelnen Wahlentscheidungen keine Bedeutung. Alle Kaufsequenzen der gleichen Länge t^* und gleichen Werten für r führen stets zur bedingten Kaufwahrscheinlichkeit $p(1/t^*, r)$ für Marke 1 bzw. $p(0/t^*, r)$ für Marke 0.

1 Vgl. hierzu die äquivalenten Ausführungen für das Lineare Lernmodell.

2 Beim heterogenen Markovmodell konstituieren ebenfalls bedingte Kaufwahrscheinlichkeiten die erwarteten relativen Modellhäufigkeiten. Diese sind in gleicher Weise abzuleiten. Die Schätzung der Modellparameter erfolgt daher im Prinzip ebenfalls nach (5.4). Vgl. im einzelnen MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 70 ff und S. 95 ff.

Das bedeutet, diese beiden Markenwahlwahrscheinlichkeiten sind inferenzäquivalent¹. Betrachtet man allerdings individuelle Kaufsequenzen der Länge t^* , bei denen die Zahl der getätigten Einkäufe von Marke 1 variiert, tritt ein überraschender Effekt auf. Bei zwei zufällig ausgewählten Konsumenten mit den Markenwahlsequenzen $(0,0,0,0)$ und $(1,1,1,1)$ zeigt nämlich ein Vergleich der bedingten Kaufwahrscheinlichkeiten für Marke 1 mit

$$\frac{a+0}{a+b+4} < \frac{a+4}{a+b+4} ,$$

daß ein Kauf dieses Produktes in der kommenden Periode umso wahrscheinlicher ist, je häufiger ein Konsument die betreffende Marke bereits in der Vergangenheit erworben hat. Obwohl das heterogene zero-order-Modell individuelles Lernverhalten bei der Markenwahl explizit ausschließt, spricht der interpersonelle Vergleich der bedingten Kaufwahrscheinlichkeiten für einen solchen Lerneffekt. Diese scheinbar paradoxe Situation resultiert aber nicht aus einer fortlaufenden Erhöhung bzw. Reduzierung der Kaufwahrscheinlichkeiten von Marke 1 infolge des ständigen Wiederkaufs dieses Produktes oder eines Konkurrenzsergebnisses gemäß dem Modellmechanismus des Lernansatzes. Die Differenz der individuellen Wahlwahrscheinlichkeiten drückt lediglich die Tatsache aus, daß ein Konsument mit der Kaufsequenz $(1,1,1,1)$ die Marke 1 offensichtlich in weitaus stärkerem Maße präferiert als ein Verbraucher mit der Sequenz $(0,0,0,0)$.

¹ Vgl. MENGES, G., Grundriß..., a.a.O., S. 283. Diese Eigenschaft kann man sich bei der Parameterschätzung zunutze machen. Hierdurch vereinfacht sich die Minimierungsprozedur von χ^2 . Geht man außerdem wie beim Linearen Lernmodell von erwarteten relativen Sequenzhäufigkeiten aus, d.h.

$$p(r/t^*, f_b(p)) = \int_0^1 \binom{t^*}{r} p^r (1-p)^{t^*-r} f_b(p) dp \quad (5.5)$$

für $r = 0, 1, \dots, t^*$, so ergibt sich folgende, zu minimierende Chi-Quadrat-Prüfgröße:

$$\chi^2 = \sum_{r=0}^{t^*} \frac{(n_r - n p(r/t^*, f_b(p)))^2}{n p(r/t^*, f_b(p))} \quad (5.6)$$

Hierbei kennzeichnet n_r die Zahl der Konsumenten mit r Käufen von Marke 1 bei einer Sequenzlänge von t^* . Vgl im einzelnen WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 41 f.

Falls derart heterogenes, individuelles Kaufverhalten in der Formulierung eines homogenen Makromarktenwahlmodells erfaßt wird, ist in der Regel eine unberechtigte Erhöhung des "wahren" Ordnungscharakters der individuellen Markenwahlprozesse im Makromodellansatz zu erwarten. Ein solches stochastisches Markenwahlmodell liefert keinerlei Auskünfte darüber, in welchem Umfang vergangene Kaufentscheidungen tatsächlich für die derzeitige Kaufperiode maßgeblich sind. Ohne eine angemessene Marktsegmentierung konstatiert dieser Ansatz damit unter Umständen ein Lernverhalten bei der Markenwahl, das ganz oder zumindest teilweise lediglich Ausdruck heterogenen Kaufverhaltens ist.

Der allgemeine χ^2 -Kontingenztest erlaubt zwar theoretisch die Prüfung der Ordnung eines Markenwahlansatzes. Die Problematik seiner Verwendung besteht allerdings darin, daß streng homogenes Markenwahlverhalten der Konsumenten vorauszusetzen ist. Zu welchen Fehlinterpretationen einer Marktsituation ein derartiger Test führt, wenn diese Bedingung nicht erfüllt ist, zeigt folgendes Beispiel der Aggregation des Kaufverhaltens von zwei Marktsegmenten mit jeweils unterschiedlichem homogenen zero-order-Markenwahlverhalten:

Im Marktsegment I und II werden zwei Konkurrenzserzeugnisse in einer Produktart angeboten. Die 150 Konsumenten von Segment I präferieren die Marke 1 mit einer im Zeitablauf konstanten Kaufwahrscheinlichkeit von $p_{I,1} = 0,8$, die ebenfalls 150 Konsumenten von Segment II mit $p_{II,1} = 0,4$. Damit sind die Kaufwahrscheinlichkeiten für Marke 0 durch $p_{I,0} = 0,2$ und $p_{II,0} = 0,6$ bestimmt.

Anhand eines Wahrscheinlichkeitsbaumes ist für jedes Segment die Zahl der Konsumenten zu berechnen, die entsprechend ihrem zero-order-Kaufverhalten in Periode t und $t+1$ die Marke 1 oder das Konkurrenzprodukt 0 kaufen. Über beide Segmente aggregiert ergibt sich dann für die insgesamt 300 Konsumenten die auf S. 174 abgebildete Markenbewegungsmatrix. Diese Matrix vermittelt aufgrund der ungleichen Zeilen eher den Eindruck, es liege Markenwahlverhalten gemäß einer Markovkette 1. Ordnung vor.

MARKE	Anzahl der Käufer in t	Anzahl der Käufer in t+1	
		MARKE	
		1	0
1	180	120	60
0	120	60	60
Σ	300	180	120

ANDERSON und GOODMAN¹ haben gezeigt, daß man eine Markenbewegungsmatrix der obigen Form als Kontingenztabelle betrachten kann, die mit Hilfe² der χ^2 -Prüfgröße

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \frac{(n_{ij} - n'_{ij})^2}{n'_{ij}} \quad (5.7)$$

eine Prüfung auf Abhängigkeit (Kontingenz) der Kaufentscheidungen in t und t+1 bei m-1 Freiheitsgraden ermöglicht³. Hierbei kennzeichnet n'_{ij} die jeweils erwartete Anzahl von Käufern der Marke i in Periode t und j in t+1 bei Gültigkeit der Nullhypothese "Unabhängigkeit der Kaufentscheidungen"⁴. Diese Unabhängigkeit vorausgesetzt ergibt sich n'_{ij} aus $n_i \cdot n_j / n$.

Der χ^2 -Kontingenztest⁵ für die Markenbewegungsmatrix liefert

1 Vgl. ANDERSON, T.W., GOODMAN, L.A., Statistical Inference about Markov Chains, Aoms, 28 (1957), S. 89 ff. Vgl. hierzu auch GUTHRIE, D., YOUSSEF, M.D., Chi-Square Tests for Order of a Markov Chain, JASA, 65 (1970), S. 631 ff; LISSITZ, R.W., Comparison of the Small Sample Power of the Chi-Square and Likelihood Tests of the Assumptions for Stochastic Models, JASA, 67 (1972), S. 574 ff.

2 Ein ebenfalls verwendbarer informationstheoretischer Test wird erläutert von CHATFIELD, C., Statistical Inference Regarding Markov Chain Models, AS, 22 (1973), S. 10 ff.

3 Vgl. die Symbolik auf S. 79 f.

4 Nach der Multiplikationsregel für unabhängige Ereignisse sind die erwarteten relativen Häufigkeiten bestimmt durch $p'_{ij} = n_i \cdot n_j / n^2$.

5 Auf die sogenannte YATES-Korrektur wurde bei der Berechnung aufgrund des großen Stichprobenumfangs verzichtet. Vgl. SACHS, L., Statistische Auswertungsmethoden, 3. Aufl., Berlin/Heidelberg/New York 1972, S. 272.

einen empirischen χ^2 -Wert von 8,33, dem bei einem Signifikanzniveau von 1 % und 1 FG ein theoretischer Wert von $\chi^2_c = 6,64$ gegenübersteht. Die in diesem Fall richtige Nullhypothese ist somit bei sehr kleinem Fehlerrisiko zugunsten der falschen Modellannahme "Abhängigkeit der Markenwahlentscheidungen" ¹ in t und t+1 zu verwerfen ².

Der "wahre" Ordnungscharakter des Markenwahlverhaltens läßt sich von verschleiernenden Heterogenitätseffekten nur dann trennen, wenn die heterogene Kaufneigung der Konsumenten explizit in die Modellformulierung des zero-order-Ansatzes eingearbeitet wird. Der bei einer Minimum-Chi-Quadrat-Parameterschätzung anfallende empirische χ^2 -Wert gibt zwar Auskunft über die generelle Anpassungsgüte des Modells an einen bestimmten Datensatz. Gesicherte Kenntnisse über den "wahren" Ordnungscharakter des zugrunde liegenden Kaufverhaltens unabhängig von der Form der Heterogenitätsverteilung können jedoch nicht abgeleitet werden. Diese Anforderung erfüllt nur ein χ^2 -Test, der sich als Nullhypothese die Modelleigenschaft des zero-order-Ansatzes zunutze macht, daß die bedingte Kaufwahrscheinlichkeit $p(1/t^*, r)$ für alle Kaufsequenzen der Länge t^* und genau r Käufen von Marke 1 inferenzäquivalent sind. Hierbei ist es gleichgültig, welcher Verteilung die individuellen p-Werte unterliegen. Jede mögliche Konfiguration einer Kaufsequenz für bestimmte Werte von t^* und r ist gleichwahrscheinlich und sollte bei Gültigkeit der Nullhypothese - abgesehen von Zufallsschwankungen - mit gleicher Häufigkeit auftreten. Diese Nullhypothese ist jeweils durch einen χ^2 -Test für alle Kombinationen von t^* und $r = 1, \dots, t^*-1$ simultan zu überprüfen. Für $r = 0$ und $r = t^*$ ist dieser Test nicht durchführbar, da beide Kaufgeschichten nur eine Ausprägung aufweisen.

1 Analog sind Ketten höherer Ordnung zu testen.

2 Den gleichen Effekt stellt MASSY bei einer Untersuchung des Kaufverhaltens bei Kaffee fest. Die aggregierte Analyse ergab ein Markovmodell 1. Ordnung, während das individuelle Kaufverhalten zero-order-Charakter aufwies. Vgl. MASSY, W.F., Order and Homogeneity of Family Specific Brand Switching Processes, JoMR, 3 (1966), S. 50 ff.

Die Testprozedur, die ebenfalls beim heterogenen Markovmodell Verwendung findet, wird im folgenden für $t^* = 4$ und $r = 1, 2, 3$ kurz skizziert ¹: Bei $r = 1$ sind insgesamt $h = 4$ verschiedene Konfigurationen möglich, nämlich $(1, 0, 0, 0)$, $(0, 1, 0, 0)$, $(0, 0, 1, 0)$ und $(0, 0, 0, 1)$. Da $p(1/4, 1)$ unbekannt ist, muß die unbedingte Wahrscheinlichkeit als Stichprobenmittelwert $\hat{p}_{1/4, 1}$ geschätzt werden, d.h.:

$$\hat{p}_{1/4, 1} = \frac{n_{1/(1, 0, 0, 0)} + n_{1/(0, 1, 0, 0)} + n_{1/(0, 0, 1, 0)} + n_{1/(0, 0, 0, 1)}}{n_{(1, 0, 0, 0)} + n_{(0, 1, 0, 0)} + n_{(0, 0, 1, 0)} + n_{(0, 0, 0, 1)}} \quad (5.8)$$

Dann gilt als Prüfgröße $\chi^2_{t^*, r}$ bei $t^* = 4$ und $r = 1$

$$\chi^2_{4, 1} = \sum_{h=1}^4 \frac{(n_{1/h} - n_h \hat{p}_{1/4, 1})^2}{n_h \hat{p}_{1/4, 1}} + \sum_{h=1}^4 \frac{(n_{0/h} - n_h \hat{p}_{0/4, 1})^2}{n_h \hat{p}_{0/4, 1}} \quad (5.9)$$

mit 3 FG sowie $n_{0/h} = n_h - n_{1/h}$ und $\hat{p}_{0/4, 1} = 1 - \hat{p}_{1/4, 1}$.

In gleicher Weise sind $\chi^2_{4, 2}$ mit 5 FG bei sechs möglichen Konfigurationen der Kaufgeschichte und $\chi^2_{4, 3}$ mit 3 FG bei vier verschiedenen Ausprägungen zu bestimmen. Aufgrund der Additivitätseigenschaft von unabhängigen Chi-Quadrat-Variablen ergibt sich als gesamte Prüfgröße $\chi^2_{t^*}$ bei $t^* = 4$

$$\chi^2_4 = \chi^2_{4, 1} + \chi^2_{4, 2} + \chi^2_{4, 3} \quad (5.10)$$

mit $3 + 5 + 3 = 11$ FG.

Die Ausschaltung der "spurious effects" durch eine heterogene Modellformulierung ist allerdings keinesfalls unproblematisch da der Parameterschätzung dieser Modelle grundsätzliche Kaufsequenzen mit aufeinander folgenden Markenkäufen zugrunde lie-

¹ Vgl. MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 73 f. und 105 ff.

gen. Ist das Markenwahlverhalten nämlich nicht stationär, resultieren hieraus in der Wirkung ähnliche Verschleierungseffekte des Ordnungscharakters wie im Falle heterogenen Kaufverhaltens. Solche Folgeerscheinungen sind stets bei längeren Kaufsequenzen zu befürchten. Das Markenwahlverhalten kann man zwar anhand verschiedener Tests auf Stationarität überprüfen, wie beispielsweise beim zero-order-Ansatz durch einen Iterationstest ¹ oder beim Markovmodell mit Hilfe eines χ^2 -Tests ². Der Iterationstest eignet sich allerdings nur zur Überprüfung von stationärem, individuellen zero-order-Kaufverhalten. Ebenfalls individuelles Markenwahlverhalten setzt der χ^2 -Test beim Markovmodell voraus, denn im Rahmen einer makroanalytischen Untersuchung muß wiederum streng homogenes Markenwahlverhalten gewährleistet sein. Diese Testvoraussetzung wird jedoch in der Regel nicht gegeben sein.

Die Auswirkungen nichtstationären Kaufverhaltens verdeutlicht ein Modell des exponentiellen Glättens. Dieser Modellansatz weist zwar mathematisch betrachtet Kauf- und Ablehnungsoperatoren wie das Lineare Lernmodell auf, ist aber als nichtstationäre zero-order-Modellformulierung zu interpretieren. Die enge mathematische Verwandtschaft dieser Ansätze, die auf völlig unterschiedlichen theoretischen Grundlagen basieren, läßt sich besonders einfach für ein modifiziertes Lineares Lernmodell ³ mit $\alpha = 0$ und $\beta + \lambda = 1$ zeigen. Kauf- und Ablehnungsoperator sind dann wie folgt formuliert ⁴:

$$\begin{array}{ll} p^{(1)}(t+1) = (1-\lambda) + \lambda p(t) & \text{wenn Marke 1 in} \\ & \text{t gekauft, oder} \\ p^{(0)}(t+1) = \lambda p(t) & \text{wenn Marke 0 in} \end{array} \quad (5.11)$$

t gewählt wurde.

1 Vgl. SACHS, L., Statistische Auswertungsmethoden, a.a.O., S. 291 ff.

2 Vgl. ANDERSON, T.W., GOODMAN, L.A., Statistical Inference..., a.a.O., S. 89 ff.

3 Vgl. SRINIVASAN, V., KESAVAN, R., An Alternative Interpretation..., a.a.O., S. 76 ff. Zu den Ableitungen des vollständigen Lernmodells vgl. LAWRENCE, R.J., Consumer Brand Choice - A Random Walk? JoMR, 12 (1975), S. 317 ff.

4 Vgl. (4.65a) und (4.65b) auf S. 115.

Stellt $X(t)$ für $t, t-1, t-2, \dots$ eine Zufallsvariable dar, die beim Kauf der Marke 1 den Wert $X(t) = 1$, bei Wahl der Marke 0 den Wert $X(t) = 0$ annimmt, ist die Kaufgeschichte eines Konsumenten mit

$$(X(t), X(t-1), X(t-2), \dots)$$

bestimmt. Die Kaufwahrscheinlichkeit $p(t+1)$ der Marke 1 läßt sich dann bei einer großen Anzahl von getätigten Käufen als Anteilswert schätzen. Jede beobachtete Kaufperiode geht also gleichgewichtig in diesen Schätzwert ein.

Um sicherzustellen, daß den erst kürzlich vorgenommenen Wahlentscheidungen im Rahmen der Schätzung das größere Gewicht zufällt, wird folgendes exponentielles Gewichtungsschema unterstellt:

$$p(t+1) = \frac{\varphi^0 X(t) + \varphi^1 X(t-1) + \varphi^2 X(t-2) + \dots}{\varphi^0 + \varphi^1 + \varphi^2 + \dots} \quad (5.12)$$

Hierbei gilt $0 < \varphi \leq 1$. Bei $\varphi = 1$ erfolgt somit wiederum eine Gleichgewichtung aller Kaufentscheidungen der Vergangenheit.

Der Nenner von (5.12), der die Bedingung $0 \leq p(t+1) \leq 1$ sicherstellt, ist gleich $1/(1-\varphi)$. Hieraus folgt:

$$p(t+1) = (1-\varphi)(X(t) + \varphi X(t-1) + \varphi^2 X(t-2) + \dots) \quad (5.13)$$

Verschiebt man (5.13) um eine Periode, d.h.

$$p(t) = (1-\varphi)(X(t-1) + \varphi X(t-2) + \varphi^2 X(t-3) + \dots),$$

und setzt diese Beziehung in (5.13) ein, ergibt sich:

$$p(t+1) = (1-\varphi)(X(t) + \frac{\varphi p(t)}{1-\varphi})$$

$$p(t+1) = (1-\varphi)X(t) + \varphi p(t) \quad (5.14)$$

Kauft der Konsument nun in t die Marke 1, gilt der Kaufoperator

$$p^{(1)}(t+1) = (1-\varphi) + \varphi p(t) . \quad (5.15)$$

Erfolgt hingegen die Wahl der Marke 0, gilt der Ablehnungsoperator

$$p^{(0)}(t+1) = \varphi p(t) . \quad (5.16)$$

Die Operatoren dieses Markenwahlmodells auf der Basis des exponentiellen Glättens sind mathematisch somit in gleicher Weise definiert wie beim vereinfachten Linearen Lernansatz (5.11). Wird Marke 1 gekauft, ist bei Anwendung des Kaufoperators stets $p(t+1) \geq p(t)$. Erfolgt hingegen die Entscheidung zugunsten von Marke 0, ergibt sich infolge der Transformation durch den Ablehnungsoperator immer $p(t+1) \leq p(t)$. Prognostiziert wird allerdings wegen

$$\begin{aligned} E[p(t+1)/p(t)] &= p(t) (p(t+1) | X(t) = 1) + (1-p(t)) (p(t+1) | X(t) = 0) \\ &= p(t) (1-\varphi + \varphi p(t)) + (1-p(t)) \varphi p(t) \\ &= p(t) \end{aligned} \quad (5.17)$$

lediglich zero-order-Markenwahlverhalten mit konstanten Kaufwahrscheinlichkeiten. Das gilt auch für (5.11) - eine Konsequenz, die aus der vereinfachten Parameterkonstellation des modifizierten Lernansatzes folgt.

Das Markenwahlmodell des exponentiellen Glättens nach (5.11) und (5.16), dessen Parameter φ ebenfalls nach der Minimum-Chi-Quadrat-Methode zu schätzen ist, erfaßt durch das Gewichtungsschema (5.12) die gesamte Kaufgeschichte des Konsumenten. Wie beim Linearen Lernmodell wird den einzelnen Markenkäufen ein umso geringeres Gewicht beigemessen, je länger diese Einkäufe

zurückliegen¹. Eine verhaltenstheoretische Interpretation des Modells liegt daher nahe, obwohl der Ansatz sich formal nicht auf die Verhaltensthese des Linearen Lernmodells stützt. Anhand der Operatoren (5.15) und (5.16) wird lediglich die Kaufwahrscheinlichkeit $p(t)$ der Marke 1 nach Maßgabe der in Periode t tatsächlich getroffenen Kaufentscheidung zugunsten von Marke 1 oder 0 für die kommende Periode $t+1$ "aktualisiert". Die Kaufwahrscheinlichkeiten bleiben folglich nicht konstant. Dieser Aktualisierungseffekt ist selbst bei einer Maximum-Likelihood-Schätzung der Kaufwahrscheinlichkeiten aus r und t^* zu beobachten. Das wird deutlich, wenn man die Kaufentscheidungen in Periode $t+1$ von zwei Konsumenten verfolgt, die in t gleiche Werte für r und t^* und somit $\hat{p} = r/t^*$ aufweisen. Erwirbt der eine Käufer in Periode $t+1$ die Marke 1, der andere das Konkurrenzprodukt 0, erfüllen die Maximum-Likelihood-Schätzwerte der aktualisierten, individuellen Kaufwahrscheinlichkeiten für Marke 1 folgenden Ungleichung:

$$\frac{r}{t^{*+1}} < \frac{r}{t^*} < \frac{r+1}{t^{*+1}}$$

Die Markenwahlmodelle des exponentiellen Glättens sind formal trotz gleicher mathematischer Formulierung der Operatoren keine Lernmodelle. Es handelt sich hier vielmehr um nichtstationäre zero-order-Ansätze. In dieser Nichtstationarität kann sich durchaus die Systematik eines Lerneffektes verbergen. Ein solcher Effekt ist aber nicht von tatsächlich nichtstationärem Kaufverhalten zu trennen. LAWRENCE führt die teilweise recht überzeugenden Analyse- und Prognoseergebnisse des Linearen Lernmodells daher nicht auf die theoretische Fundierung des Ansatzes zurück, sondern auf die mathematisch enge Verwandtschaft zu den vielfach erprobten und verwendeten Modellen des exponentiellen Glättens².

1 Vgl. die Ausführungen auf S. 128 f.

2 Vgl. LAWRENCE, R.J., Consumer Brand Choice..., a.a.O., S. 322.

5.2 DIE MODELLPRÄMISSEN

Das zero-order-Modell, der Markovansatz und das Lineare Modell weisen - abgesehen von der unterschiedlichen verhaltens-theoretischen Formulierung - im Prinzip die gleiche Prämissenstruktur auf: In zeitlich genau fixierten Kaufperioden erwerben alle Konsumenten - und zwar jeweils unabhängig von den Entscheidungen anderer - stets eine Marke aus dem Angebot konkurrierender Erzeugnisse einer Produktart, die nur in gleicher Kaufmenge erhältlich sind. Die Prognose des Kaufverhaltens beruht entweder auf einzelne Markenwahlentscheidungen dieser Perioden oder auf Kaufsequenzen, die mehrere Markenkäufe in kontinuierlicher Abfolge erfassen. Die Kaufentscheidungen sind jeweils ein Spiegelbild der gegenwärtigen Marktsituation.

Stochastische Markenwahlmodelle fordern somit ein zeitlich und mengenmäßig konstantes Kaufverhalten aller Konsumenten. Eine solche Annahme muß zwangsläufig im Widerspruch stehen zu den tatsächlich heterogenen Ausprägungen des Kaufverhaltens. Darüber hinaus entwickeln sich infolge einer aktiven Marketingpolitik vieler Hersteller gerade im Konsumgüterbereich nur selten stabile Marktverhältnisse. Da den Marktanteilsprognosen lediglich das Markenwahlverhalten weniger Kaufperioden zugrunde liegen, sind diese Marktprojektionen in der Regel nur zeitlich begrenzt gültig.

Die geforderte, gegenseitige Unabhängigkeit individueller Markenwahlentscheidungen muß an sich generell wegen der sozialen Bindungen der Konsumenten verneint werden. Der Informationsvorsprung von Meinungsführern oder die Normen von Referenzgruppen, wie Berufszweige, gesellschaftliche Schichten usw., stellen häufig für den einzelnen Konsumenten Orientierungsmaßstäbe oder potentielle Entscheidungsprämissen bei der Markenwahl dar ¹. So liegt etwa beim Kauf von Bier oder Zi-

¹ Vgl. MEFFERT, H., Modelle des Kaufverhaltens..., a.a.O., S. 341 f; derselbe, Marketing..., a.a.O., S. 128 ff.

garetten, mit deren Erwerb sich vielfach ein gewisses Image verbindet, tendentiell eine größere Abhängigkeit vor als z.B. bei einem Deodorant, das nur geringen Symbolcharakter aufweist¹. Die Literatur stochastischer Markenwahlmodelle entzieht sich diesem Problem mit einem Argument, das an die Methode der Datenerhebung anknüpft und deshalb die sozialen Bindungen auch gar nicht in Zweifel zieht. Bei dem relativ geringen Auswahlssatz eines Konsumentenpanels weisen die ausgewählten Berichtshaushalte von vornherein eine große räumliche Streuung auf, so daß zumindest für Panelmitglieder die Annahme statistisch unabhängigen Markenwahlverhaltens gerechtfertigt ist².

Folgt man dieser Betrachtungsweise, so sind mit der gemeinsamen Prämissenstruktur der Modelle in erster Linie Fragen der zeitlichen und mengenmäßigen Dimensionierung der Einkäufe sowie Probleme infolge nichtstationärer Marktverhältnisse zu diskutieren.

5.2.1 DIE ZEIT- UND MENGENKONSTANZ DER EINKAUFSRHYTHMEN

Die zweifache Aufgabenstellung stochastischer Markenwahlmodelle, das gegenwärtige Kaufverhalten zu analysieren und die künftige Marktanteilsentwicklung zu prognostizieren, erfordert eine genaue zeitliche Definition der Einkaufsrhythmen der Konsumenten. Erst wenn das Markenwahlverhalten in abgesteckten Kaufperioden bestimmter Länge erfaßt wird, sind überhaupt

¹ Vgl. WITT, R.E., BRUCE, G.D., Purchase Decisions and Group Influence, JoMR, 7 (1970), S. 533 ff; dieselben, Group Influence and Brand Choice Congruence, JoMR, 9 (1972), S. 440 ff. Vergleiche andere Thesen bei STAFFORD, J.E., Effects of Group Influences on Consumer Brand Preferences, JoMR, 3 (1966), S. 68 ff und WEBER, J.E., HANSEN, R.W., The Majority Effects and Brand Choice, JoMR, 9 (1972), S. 320 ff.

² Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 8; MASSY, W.F., MONTGOMERY, D.B., MORRISON, D.G., Stochastic Models..., a.a.O., S. 163.

die Zeitpunkte zu benennen, auf die sich die prognostizierten Marktanteile beziehen können.

Die denkbare Vielfalt der tatsächlich gezeigten Einkaufsrhythmen läßt sich zwangsläufig nur sehr schwer in ein derart straffes und damit relativ unflexibles Schema einordnen. Markenartikelhersteller bieten ihre Erzeugnisse in der Regel in unterschiedlichen Mengen an, so daß die Zeitspanne, bis ein erneuter Kaufentscheid ansteht, im Prinzip auch als Funktion der Menge zu definieren ist. Dem steht allerdings das weitgehend inhomogene Ge- und Verbrauchsverhalten der Konsumenten mit ihren spezifischen Bedürfnisstrukturen gegenüber. So wird eine kinderreiche Familie bei Konsumgütern des täglichen Bedarfs eine völlig andere Ge- und Verbrauchsintensität aufweisen als vergleichsweise ein Zweipersonenhaushalt. Mehrfachkäufe einer oder auch verschiedener Konkurrenzmarken als Ausdruck einer Mehrfachmarkentreue müssen ebenfalls in dieses Periodenschema eingeordnet werden. In gleicher Weise ist der Grad der Substituierbarkeit vieler Produktarten zu beachten, denn anstatt Kaffee wird Tee, anstatt Butter wird Margarine gekauft. Das bedeutet, nicht in jeder Periode treten alle Konsumenten als Käufer in einer Produktart auf.

Betrachtet man bei homogenen Markenwahlmodellen die aufgeworfenen Fragen zunächst ausschließlich als formales Zuordnungsproblem, zeichnen sich verschiedene Lösungsmöglichkeiten ab. Die angebotenen, unterschiedlichen Kaufpackungen der konkurrierenden Marken einer Produktart unterscheiden sich in dieser Hinsicht vielfach nur unwesentlich, so daß sich die Wahl einer bestimmten Packungsgröße in Standardmengen oder Standardgewichte umrechnen läßt. Den Kauf einer Marke in zweifacher Standardmenge könnte man dann als zwei unabhängige, derselben Periode zurechenbaren Wahlentscheidungen interpretieren, die auch als solche in die Parameterschätzung eingehen¹. In glei-

¹ Vgl. REHORN, J., Möglichkeiten und Grenzen der Panelforschung, "Der Marktforscher", Heft 4 (1970), S. 4.

cher Weise ließen sich Mehrfachkäufe einer oder mehrerer Konkurrenzprodukte erfassen. In diesem Falle ist jede einzelne Marke als Ausdruck einer eigenständigen, unabhängigen Wahlentscheidung zu betrachten.

Selbst wenn sich die gewählte Periodenlänge an der durchschnittlichen Kaufhäufigkeit der Konsumenten orientiert, ist damit keineswegs kontinuierliches, periodisches Markenwahlverhalten aller Nachfrager sichergestellt. Die zuletzt erworbene Kaufmenge oder die zuvor getroffene Wahl mehrerer Marken macht unter Umständen einen erneuten Einkauf in der kommenden Periode überflüssig. Um die bei einzelnen Kaufgelegenheiten auftretenden Nichtkäufer modellmäßig zu erfassen, besteht bei homogenen Markenwahlmodellen die Möglichkeit, den Zustandsraum durch einen fiktiven Zustand "Nichtkäufer" zu erweitern. Dieser dient dementsprechend als Sammelbecken für all jene Konsumenten, die einzelne Kaufperioden überspringen. Wird der Anfangsvektor einer Markovketten in gleicher Weise um diesen Zustand vergrößert, läßt sich der Anteil der Nichtkäufer auch für künftige Perioden in die Prognosen einarbeiten. Die realen Marktanteile der einzelnen Marken sind bei einer solchen Modellerweiterung durch eine Hochrechnung auf die Bezugsbasis von 100 % zu bestimmen. Das setzt aber voraus, daß die als Käufer ausfallenden Konsumenten nicht überwiegend nur bestimmte Marken präferieren, da sonst die prognostizierten Marktanteile verzerrt sind.

Unter rein formalem Blickwinkel erscheinen die skizzierten Lösungsvorschläge durchaus akzeptabel. Ihre verhaltenstheoretischen Konsequenzen wirken allerdings keinesfalls überzeugend. Hiervon ist das "gedächtnislose" zero-order-Modell zwangsläufig in geringerem Maße betroffen als ein Markovansatz, der die periodischen Abhängigkeiten aufeinanderfolgender Markenkäufe zu erfassen sucht. Diese Abhängigkeiten werden weitgehend verwässert, wenn man die gleichzeitige Wahl verschiedener Konkurrenzprodukte oder den Kauf einer Marke in mehrfacher Standardmenge jeweils als eigenständige Wahlentscheidung interpretiert.

Eine Aufschlüsselung von Markenkäufen in Standardmengen widerspricht dem tatsächlichen Entscheidungsverhalten der Konsumenten bereits insofern, weil sich die Dimensionsentscheidungen für Marke und Menge stets gemeinsam als Verhaltensagglomerat manifestieren. Abgesehen davon, daß man hierdurch die Einmaligkeit beider Dimensionsentscheidungen in unzulässiger Weise aufhebt, wird das in einem solchen Modell quantifizierte markentreue Kaufverhalten von dieser Standardmengenkomponenten überlagert und verfälscht. Den Konsumenten, die einer Marke die gleichen Präferenzen entgegenbringen, ordnet man infolge variierender Kaufmengen zwangsläufig eine unterschiedliche "Markentreue" zu. Zeichnet sich das Kaufverhalten in diesen Fällen aufgrund einer bestimmten Ge- oder Verbrauchsinintensität zusätzlich durch eine gewisse Kaufmengentreue aus, lassen sich die ausgewiesenen Markentreue-Kennzahlen als solche kaum noch interpretieren. Eine Begriffsverwässerung dieser Art ist aus der Untersuchungsperspektive eines Markenherstellers sicherlich nicht wünschenswert, denn bei weitgehend gleichen Kaufpackungen der Konkurrenzserzeugnisse steht der Konsument im Prinzip bei jeder Kaufmenge vor einer Markenwahlentscheidung. KUEHN und ROHLOFF weisen ausdrücklich darauf hin, daß bei einzelnen Produktarten die Kaufmengentreue wesentlich stärker ausgeprägt sein kann als die Markentreue ¹.

Vergleichbare Probleme zeichnen sich ab, wenn man Mehrfachkäufe konkurrierender Marken als jeweils eigenständige Wahlentscheidungen derselben Periode auffaßt. Sie verstärken in der Übergangsmatrix das Markenwechselkaufverhalten. Dieser Effekt ist durchaus vertretbar, falls die Wahl der einzelnen Marken in gleicher Kaufmenge erfolgt. Bei unterschiedlichen Packungsgrößen ist allerdings wiederum das Problem der Gewichtung der einzelnen Kaufmengen im Modellansatz zu lösen.

Weitaus fragwürdiger als diejenigen Konsequenzen, die sich aus der Einführung von Standardmengen bzw. -gewichten und der

¹ Vgl. KUEHN, A.A., ROHLOFF, A.C., Consumer Response to Promotions, in: Promotional Decisions Using Mathematical Models, Hrsg. P.J. ROBINSON, Boston 1967, S. 79.

geschilderten Erfassung von Mehrfachkäufen ergeben, ist aus verhaltenstheoretischer Sicht der fiktive Zustand "Nichtkauf" zu beurteilen. Das gilt zwar weniger für das zero-order-Modell mit den im Zeitablauf unterstellten unabhängigen Kaufentscheidungen. Beim Markovansatz 1. Ordnung bedeutet aber ein Übergang in diesen Zustand, daß die nachfolgende Wahlentscheidung ohne jede markenspezifische Bindung erfolgt. Die Erinnerung des Konsumenten an die zuletzt gewählte Marke wird durch das Modell praktisch ausgelöscht. In dieser Situation sollte man vielmehr erwarten, daß sich die künftige Wahlentscheidung eines Konsumenten nun an dem letzten Kauf vor der Unterbrechung orientiert. Dieses Problem stellt sich zwar nicht bei Verwendung einer Markovkette höherer Ordnung. Neben einer erheblichen Aufblähung des Zustandsraumes wird aber dem Kauf einer Marke sowie dem Nichtkauf die gleiche verhaltenstheoretische Interpretation zugewiesen - eine Annahme, die keinesfalls gerechtfertigt ist.

Für die Konsumenten, die in einzelnen Perioden als Nichtkäufer auftreten, verdoppeln sich zwangsläufig die Zwischenkaufzeiten, d.h. also die Zeitspanne, bis ein erneuter Kauf stattfindet. Ein solcher Effekt kann unter Umständen die Wiederkaufwahrscheinlichkeit der zuletzt erworbenen Marke erheblich beeinflussen. Bei einer gestreckten Zwischenkaufzeit besteht einerseits die Möglichkeit, daß die an sich positiv bewerteten Produkteigenschaften einer Marke im Zeitablauf verblassen und als Wahlkriterien für die kommende Kaufperiode bedeutungslos werden. Die Kaufentscheidung der Konsumenten unterliegt damit in höherem Maße wiederum der Beeinflussung durch Werbebotschaften, Verkaufsförderungsmaßnahmen und ähnlichen Marketingaktionen konkurrierender Anbieter. Dieser These zufolge verringern sich die Wiederkaufwahrscheinlichkeiten. Läßt sich andererseits die verdoppelte Zwischenkaufzeit auf einen zuvor getätigten, mengenmäßig umfangreichen Markenkauf zurückführen, können die intensiven Ge- oder Verbrauchserfahrungen auch eine Konstanz oder gar Erhöhung der betreffenden Wiederkaufwahrscheinlichkeit bewirken.

Die denkbaren Auswirkungen in der einen oder anderen Richtung scheinen in erster Linie von der jeweils betrachteten Produktart abzuhängen. So beobachtete KUEHN¹ bei der Analyse des Kaufverhaltens von Orangensaft mit zunehmender Länge der Zwischenkaufzeiten eine Reduzierung der Wiederkaufwahrscheinlichkeiten; er folgert hieraus, daß die Steigung der Operatoren eines Linearen Lernmodells bei kurzen Zwischenkaufzeiten größer ist als bei einer ausgedehnteren Zeitspanne. MORRISON² und CARMAN³ konnten hingegen beim Markenwahlverhalten gegenüber Kaffee bzw. Zahnpasta keine solche Abhängigkeiten feststellen. Zu dieser Schlußfolgerung gelangte auch WIERENGA bei Bier- und Margarinekäufen; nur bei einem nicht näher gekennzeichneten Lebensmittelprodukt konnte dieser Autor ausgeprägte Abhängigkeiten nachweisen⁴.

Angesichts dieser empirischen Ergebnisse spricht manches dafür, daß unterschiedliche Zwischenkaufzeiten nicht generell das Markenwahlverhalten der Endverbraucher beeinflussen. Falls bei einzelnen Produktarten erhebliche Abhängigkeiten zu beobachten sind, ist dieser Effekt vielfach durch eine entsprechende Segmentierung weitgehend zu erfassen⁵.

Die bei einem homogenen Markovansatz 1. Ordnung gravierenden Mengen- sowie Nichtkaufprobleme sind im Prinzip nur dann zu lösen, wenn man von dem starren, diskreten Periodenschema Abstand

1 Vgl. KUEHN, A.A., Consumer Brand Choice..., a.a.O., S. 392; KUEHN, A.A., ROHLOFF, A.C., Consumer Response to Promotions, a.a.O., S. 57 ff. Die gleichen Autoren erläutern diesen Zeiteffekt auch anhand unterschiedlich strukturierter Übergangsmatrizen, ohne aber die Produktart selbst zu benennen; vgl. dieselben, New Dimensions in Analyses of Brand Switching, in: New Direction in Marketing, Fall Conference Proceedings 1965, Hrsg. F.E. WEBSTER, Jr., American Marketing Association, Chicago 1965, S. 302 f.

2 Vgl. MORRISON, D.G., Interpurchase Time and Brand Loyalty, JoMR, 3 (1966), S. 289 ff.

3 Vgl. CARMAN, J.M., Brand Switching..., a.a.O., S. 28 f.

4 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 210 ff.

5 Vgl. CARMAN, J.M., Brand Switching..., a.a.O., S. 28.

nimmt und zu einem Kaufverhaltensmodell auf Semi-Markovbasis übergeht. Dieser Prozeßtyp modelliert das Markenwahlverhalten zwar ebenfalls gemäß dem Wahrscheinlichkeitsmechanismus einer stationären Übergangsmatrix. Im Gegensatz zum bisher diskutierten Ansatz wird die Zwischenkaufzeit als stetig verteilte Zufallsvariable betrachtet, d.h. der Parameterraum eines Semi-Markovprozesses ist stetig ¹. Hierdurch wird ein Einkaufsrhythmus in unregelmäßigen Zeitintervallen entsprechend der beim letzten Kauf gewählten Produktmenge geschaffen. Mathematisch ist dieses Kaufverhaltensmodell vollständig bestimmt, wenn für jede Übergangswahrscheinlichkeit die Zwischenkauf-Wartezeitverteilung f_{ij} geschätzt ist, durch die wiederum die Zeitdimension explizit in das Modell aufgenommen wird. Als Zwischenkaufverteilung kommt in erster Linie eine der klassischen Wartezeitverteilungen infrage - wie etwa die Weibull oder Erlangverteilung ².

Das allgemeine Semi-Markovkaufverhaltensmodell weist jedoch entscheidende Schwächen auf. Bei m Marken sind m^2 wechselseitig unabhängige Wahrscheinlichkeitsverteilungen f_{ij} zu schätzen - ein Problem, das bislang weitgehend ungelöst ist ³. Diese Verteilungen sind abhängig von der zuletzt erworbenen Marke und jenem Erzeugnis, das der Konsument als nächstes zu kaufen gedenkt. Diese Kombination ist nicht überzeugend. Bei Konsumgütern des täglichen Bedarfs sollte man vielmehr erwarten, daß die Zwischenkaufzeit im wesentlichen von der zuvor gekauften Mengeneinheit abhängt. Selbst ein Zusammenhang mit der zuletzt getroffenen Markenwahlentscheidung dürfte nur schwer nachzuweisen sein. Dem künftigen Kaufentscheid ist hingegen in der Regel jede Einflußnahme abzusprechen. Im Prinzip besteht daher

1 Dieser Absatz beruht ursprünglich auf einem Vorschlag von HOWARD, R.A., Stochastic Process Models..., a.a.O., S. 39 ff; vgl. auch TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 232 ff.

2 Vgl. RAO, T.R., A Stochastic Model..., a.a.O., S. 15 ff.

3 Vgl. MONTGOMERY, D.B., RYANS, A.B., Stochastic Models..., a.a.O., S. 559; MONTGOMERY, D.B., URBAN, G.L., Management..., a.a.O., S. 78.

nur die Notwendigkeit, dem Markovmodell eine einzige Wartezeitverteilung zugrunde zu legen, die der Heterogenität individueller Zwischenkaufzeiten Rechnung tragen sollte. Es spricht manches dafür, daß die individuellen Zwischenkaufzeiten aufeinanderfolgender Kaufperioden in der Regel weitaus weniger variieren als innerhalb der gesamten Käuferschaft ¹.

HERNITER ² hat mit seinem Modellansatz einen auch in schätztechnischer Hinsicht erfolgversprechenden Weg gewiesen, der sich ebenfalls zur Modellierung von zero-order-Kaufverhalten eignet. Anhand eines Histogramms von Zwischenkaufzeiten der Panelhaushalte - gemessen in Tagen - bestimmt HERNITER eine Zwischenkauf-Erlangverteilung. Diese wird überlagert von einer weiteren Wahrscheinlichkeitsfunktion, die die unterschiedlichen Kaufhäufigkeiten der Konsumenten pro Zeiteinheit beschreibt. Eine Übergangsmatrix 1. Ordnung erfaßt das eigentliche Markenwahlverhalten. Prognostiziert wird nun die erwartete Zahl von Markenkäufen zugunsten der einzelnen Konkurrenz-erzeugnisse, die von den Konsumenten - ausgehend von $t = 0$ - in jeweils einem, den Prognosebedürfnissen entsprechend gewählten Zeitintervall von t Tagen getätigt werden. Diese Ergebnisse sind in Marktanteile umzurechnen.

Das skizzierte Modellierungskonzept von HERNITER macht deutlich, daß bei einem homogenen Markenwahlansatz im Prinzip die Zeit-Mengenprobleme - abgesehen von Mehrfachkäufen verschiedener Konkurrenz-erzeugnisse - modelltechnisch befriedigend zu handhaben sind. Bei heterogenen Markenwahlmodellen tritt zusätzlich ein besonders folgenschweres Problem auf. Der Parameterschätzung liegen nicht einzelne Käufe zugrunde, sondern stets Kaufsequenzen bestimmter Länge. Sie können Markenwahlentscheidungen zwangsläufig nur in ihrer chronologischen Abfolge erfassen. Damit entfallen von vornherein die Möglich-

1 Vgl. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O. S. 215.

2 Vgl. HERNITER, J., A Probabilistic Market Model of Purchase Timing and Brand Selection, MS, 18 (1971), Part II, S. 102 ff.

keiten einer Standardmengenspezifizierung oder einer Zuordnung von Mehrfachkäufen auf eine Periode. Ebenso scheidet ein Modellansatz aus, der die Zwischenkaufzeit als stetig verteilte Zufallsvariable betrachtet.

Das Periodenschema eines heterogenen Markenwahlansatzes kann sich daher in erster Linie nur an der durchschnittlichen Kaufhäufigkeit orientieren, um möglichst jedem Konsumenten pro Periode einen Markenkauf zuzuordnen. Da eine mengenmäßige Quantifizierung der einzelnen Wahlentscheidungen unberücksichtigt bleiben muß, liefern diese Modelle an sich keine Marktanteils- sondern Käuferanteilsprognosen. Mit einem solchen Ansatz ist nicht unbedingt ein Informationsverlust verbunden, denn die angebotenen Packungsgrößen der konkurrierenden Marken variieren untereinander häufig nur unwesentlich. Außerdem darf man unterstellen, daß die Konsumenten die einzelnen Erzeugnisse keineswegs überwiegend nur in bestimmten Mengen erwerben. Die ausgewiesenen Käuferanteile werden daher vielfach weitgehend mit den realen Marktanteilen übereinstimmen.

Ausgesprochen problematisch ist aber die Behandlung von Mehrfach- und Nichtkäufern. Mehrfachkäufe der gleichen Marke könnte man gegebenenfalls als eine einzige Kaufentscheidung betrachten. Wählt ein Konsument hingegen konkurrierende Marken, besteht im Prinzip nur die Möglichkeit, entweder den mengenmäßig größten Markenkauf zu erfassen oder diese Konsumenten bei der Parameterschätzung zu eliminieren. Nichtkäufer müssen ebenfalls unberücksichtigt bleiben.

Die wenigen Hinweise kennzeichnen bereits die Problematik, die in einer periodischen Zuordnung der Kaufentscheidungen liegt. Weitere bzw. nähere Hinweise, wie jeweils im einzelnen zu verfahren ist, kann nur eine Untersuchung der zugrunde liegenden Datenstruktur liefern. Wird aber eine Eliminierung von Panelhaushalten und somit eine Reduzierung des Stichprobenumfangs

in Betracht gezogen, sollte man sich stets der Konsequenzen vergewissern, die sich hieraus für eine Minimum-Chi-Quadrat-Schätzung ergeben. Eine "künstliche" Erweiterung der Stichprobenbasis durch die überlappende Sequenzbildung kann grundsätzlich nur beschränkt erfolgen, wenn die Käuferanteilsprognose auf den derzeit gültigen Markttendenzen beruhen soll ¹.

Markenauswahlstudien der Literatur beschäftigen sich nur selten mit diesen Zuordnungsproblemen. Meistens steht die an sich strukturelle Fragestellung im Vordergrund, welcher stochastische Prozeß sich zur Modellierung des zugrunde liegenden Markenwahlverhaltens eignet. In diesem Falle interessiert nur die chronologische Ordnung der Markenkäufe, nicht aber die Kaufmenge oder der Zeitpunkt, zu dem die Käufer ihre Wahlentscheidung treffen. Ein solcher Ansatz kann nicht den Erfordernissen einer praxisorientierten Marktforschung entsprechen.

5.2.2 DIE MODELLSTATIONARITÄT

Liegen die Analyse und Prognoseergebnisse eines der Datenstruktur angemessenen Markenwahlmodells vor, verfügt man damit vielfach lediglich über eine "Momentaufnahme" der gegenwärtigen Markttendenzen sowie einer darauf aufbauenden künftigen, im Prinzip aber weitgehend hypothetischen Marktentwicklung. Das Modell kann nur solange als aktuelles, strukturiertes Abbild des realen Marktgeschehens dienen, wie einerseits die Anbieter ihr Marketing-Mix nicht wesentlich umgestalten, und andererseits die Konsumenten ihre Reaktionen auf die bestehenden absatzpolitischen Maßnahmen nicht ändern ².

Niemand wird den prognostischen und diagnostischen Aussagen eines solchen Modells von vornherein eine längerfristige

¹ Vgl. die Ausführungen auf S. 150 ff.

² Vgl. TOPRITZHOFFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 130.

Gültigkeit zuschreiben. Denn das hieße letztlich, eine umfassende absatzpolitische Passivität der Anbieter zu prognostizieren - eine Annahme, die eher eine Ausnahmemarktsituation als den Regelfall kennzeichnet. Hingegen sind durchaus stabile sowie kaufneigungsstationäre Marktphasen zu beobachten, die teilweise - wie einige Studien zeigen - über den kurzfristigen Rahmen hinaus auftreten. Dementsprechend hat sich auch der zero-order-Prozeß mit konstanten Kaufwahrscheinlichkeiten als ein brauchbares Deskriptionsmodell für das Markenwahlverhalten erwiesen.

Auf den Konsumgütermärkten, wo es regelmäßig in kurzen zeitlichen Abständen zu größeren Werbefeldzügen, Produktneueinführungen und ähnlichen Marketingaktionen kommt, unterliegen die Markttendenzen einem schnellen Wandel. Die Präferenzstruktur des Markenwahlverhaltens der Konsumenten ist dementsprechend einer starken wechselseitigen Beeinflussung ausgesetzt. Das gilt ebenso für das Kaufmengenverhalten, das vielfach für die Dauer von Verkaufsförderungsmaßnahmen oder kurzfristigen Preisnachlässen variiert.

Infolge der Stationarität bzw. Unveränderlichkeit der Markenwahlmodelle selbst und ihrer Parameter kann ein einzelner Markenwahlansatz die durch Änderungen im Marketingmix der Hersteller hervorgerufene Dynamisierung des Kaufverhaltens nicht erfassen. In solchen Marktsituationen variieren die Übergangswahrscheinlichkeiten einer Markovkette von Periode zu Periode. Ebenso verändern sich die Parameter des Linearen Lernansatzes. Die zero-order-Käufer eines sich bislang im Gleichgewicht befindlichen Marktes entwickeln sich verhaltenstheoretisch zu Markov-Käufern oder zu "lernenden" Konsumenten. Umgekehrt werden aus "lernenden" Konsumenten eventuell Markov-Nachfrager.

Ein Wechsel der formalen Modellansätze - wie oben beschrieben - beschneidet wegen der unterschiedlichen verhaltenstheoretischen Ausgangssituationen der Modelle aber die analytischen

Vergleichsmöglichkeiten für das sich im Zeitablauf wandelnde Kaufverhalten. Es ist daher zweckdienlich, den ursprünglich gewählten Modellansatz solange beizubehalten, wie dieser statistisch vertretbar ist - ein Prinzip, das TOPRITZHOFER als "Quasi-Modellstationarität" bezeichnet. Die Notwendigkeit eines Modellwechsels läßt sich aber nicht umgehen, falls bei strukturellen Kaufverhaltensänderungen der Ordnungscharakter des anfänglich optimalen Markenwahlansatzes nicht mehr ausreicht. Nur bei der umgekehrten Entwicklung zu einer Modellformulierung niedrigerer Ordnung kann ein solcher Schritt, wie die Diskussion in 5.1 zeigte, unterbleiben.

Auf dem Prinzip der Quasi-Modellstationarität bauen u.a. einige Markenwahlansätze auf, deren Parameter im Zeitablauf als Ausdruck der sich wandelnden Marketingaktivitäten der Anbieter und den daraus resultierenden Kaufverhaltensänderungen im Zeitablauf variieren. Bei dem von HAASE entwickelten Markovmodell 1. Ordnung folgen die nichtstationären Wiederkaufwahrscheinlichkeiten als Konsequenz des sich wandelnden Marketingumfeldes einem durch die Weibullverteilung charakterisierten Verlauf². HOWARD hat mit dem "Dynamic Inference"-Ansatz die Möglichkeit aufgezeigt, selbst das zero-order-Modell mit nichtstationären Kaufwahrscheinlichkeiten auszustatten, die stets - wie im heterogenen Grundmodell - betaverteilt sind³.

Das Konstruktionsprinzip dieses erweiterten zero-order-Ansatzes weist Parallelen zu dem von WIERENGA modifizierten Linearen Lernmodell auf. Der Änderungsmechanismus der

1 Vgl. TOPRITZHOFER, E., Absatzwirtschaftliche Modelle..., a.a.O., S. 123 f.

2 Vgl. HAASE, W., Ein stochastisches Modell..., a.a.O., S. 24 f.

3 Vgl. HOWARD, R.A., Dynamic Inference, OR, 13 (1965), S. 712 ff. Dieses Modellierungskonzept überträgt HOWARD auch auf einen Markovansatz; vgl. Stochastic Models of Consumer Behavior, in: Application of the Science in Marketing Management, Hrsg. F.M. BASS, C.W. KING, E.A. PESSEMIER, New York 1968, S. 80 f.

"response probabilities" ist nämlich in vergleichbarer Weise zufallsgesteuert ¹. In jeder Periode wird den Konsumenten mit der Wahrscheinlichkeit ς eine neue "aktualisierte" Kaufneigung aus einem betaverteilten Wertevorrat zugewiesen. Mit der Wahrscheinlichkeit $1-\varsigma$ bleibt die individuelle Kaufwahrscheinlichkeit konstant ². Der Verlauf der Betaverteilung und die Höhe der Änderungswahrscheinlichkeit spiegelt dementsprechend die Präferenzstruktur der Konsumenten sowie den Grad der Einflußnahme wider, den Variationen im absatzpolitischen Instrumentarium auf die Markenwahlentscheidungen ausüben. Bei $\varsigma = 0$ entspricht dieser Ansatz wiederum dem stationären heterogenen Grundmodell ³.

Wenn auch das Konstruktionsprinzip solcher mathematisch komplexeren Modellansätze an sich dem Charakter des nichtstationären Markenwahlverhaltens gerechter wird, weisen diese Modelle aus analytischer Sicht grundlegende Schwächen auf. Der Zeitparameter erfaßt summarisch alle externen Einflußfaktoren bei der Markenwahl. Damit vermitteln die Ansätze in erster Linie lediglich Trendaussagen. Sie geben aber keine Auskunft darüber, auf welchen speziellen Variationen im Marketingmix der Anbieter gegebenenfalls allgemeine Trends im Markenwahlverhalten beruhen.

Bei kontinuierlicher Beobachtung der Konkurrenzaktivitäten sind häufig jedoch die kurzfristig von einem solchen Trend abweichenden Kaufverhaltensänderungen indirekt dem Einfluß einer bestimmten Marketingaktion eines Anbieters zuzuordnen. Nichtstationäre Modellansätze sind aber nur selten in der Lage, die zeitliche Entwicklung der Kaufveränderungsraten als Folge

¹ Vgl. S. 158.

² Die Zahl der Kaufperioden, in denen die Kaufneigung unverändert bleibt, ist geometrisch verteilt mit dem Mittelwert $1/\varsigma$.

³ Die Parameter des erweiterten zero-order-Ansatzes von HOWARD sind ebenfalls über bedingte Kaufwahrscheinlichkeiten als Minimum-Chi-Quadrat-Schätzwerte zu bestimmen. Allerdings ist die Bestimmung der bedingten Kaufwahrscheinlichkeiten hier ungleich schwieriger.

einer indirekt identifizierten absatzpolitischen Maßnahme selbst zu skizzieren. Dem Markovmodell 1. Ordnung von HAASE mit dem durch die Weibullverteilung charakterisierten Verlauf der periodischen Kaufverhaltensänderungen läßt sich in dieser Hinsicht eine gewisse Flexibilität nicht absprechen. Der zero-order-Ansatz von HOWARD ist allerdings für diese Aufgabe wegen der stationären Änderungswahrscheinlichkeit c von vornherein ungeeignet. Man wird in der Regel davon ausgehen müssen, daß die Wirkungseffektivität beispielsweise einer Verkaufsförderungsmaßnahme zu Beginn größer ist als vor Abschluß einer solchen Aktion.

Angesichts der mangelnden Flexibilität der Modellansätze sowie der Tatsache, daß häufig sowohl dynamische als auch stabile Marktphasen zu beobachten sind, stellt sich die Frage, ob eine komparativ statische Markenwahlanalyse auf der Basis der bisher diskutierten Markenwahlansätze nicht konkretere Aussagen über die Entwicklung des Kaufverhaltens liefert. Liegt ein zero-order-Modell, ein Markovmodell oder ein Linearer Lernansatz mit mehreren Parameterschätzungen in einer chronologischen zeitlichen Abfolge vor, gibt bereits ein Vergleich der Parameterschätzwerte zu erkennen, welcher Marktphase das gegenwärtige Marktgeschehen zuzuordnen ist.

Im Rahmen einer absatzpolitisch aktiven Marktphase kennzeichnet die Variabilität der Modellparameter die Dynamik der augenblicklichen Kaufverhaltensänderungen. Läßt sich diese Entwicklung bei kontinuierlicher Beobachtung der Konkurrenzaktivitäten indirekt dem Einfluß einer bestimmten Marketingaktion zuschreiben, veranschaulicht eine solche komparativ statische Analyse, mit welcher zeitlichen Verzögerung die Masse der Konsumenten auf bestimmte Marketingaktivitäten reagiert, in welchem Ausmaß z.B. eine verstärkt werbende Marke neue Käufer gewinnt. Ebenso wird erkennbar, wann und in welcher Form das Kaufinteresse der Konsumenten nach Ablauf einer solchen Werbekampagne sinkt bzw. sich stabilisiert. In gleicher Weise ist

zu erkennen, wie sich gegebenenfalls eine Gegenaktion eines Mitkonkurrenten auf das Markenwahlverhalten auswirkt¹.

Der Informationsgehalt einer solchen komparativ statischen Marktanalyse ist bei einem Markovansatz wesentlich detaillierter als bei einem zero-order-Modell oder einem Linearen Lernmodell². Der Markovansatz strukturiert die direkten Beziehungen zwischen einzelnen Marken und/oder Markengruppen. Er zeichnet deshalb ein genaues Bild über das sich im Zeitablauf wandelnde Markenwiederkauf- und Markenwechselkaufverhalten. Diese differenzierten Informationen kann das zero-order-Modell mit der Formulierung von "einfachen" Kaufwahrscheinlichkeiten für einzelne Marken und/oder Markengruppen nicht liefern. Das gilt in gleicher Hinsicht für das Lineare Lernmodell wegen der vorgeschriebenen Aggregation der jeweiligen Konkurrenzmarken zu einem Markenagglomerat. Darüber hinaus bietet das umfangreiche Kennzahlensystem einer Markovkette die Möglichkeit, die markenspezifisch differenzierten Informationen der Übergangsmatrizen nach alternativen Gesichtspunkten gebündelt einer komparativ statischen Analyse zu unterziehen. Hier fehlt aber bislang eine Kennzahl, die sich direkt an der Dynamik der Kaufverhaltensvariation orientiert und im Zeitablauf die jeweilige Veränderungsrate beschreibt³. Für sol-

1 Vgl. zum Aussagegehalt einer solchen komparativ statischen Analyse z.B. HINKLE, C.L., *The Strategy of Price Deals*, HBR, 43 (1965), S. 83 ff; BROWN, R.G., *Sales Response...*, a.a.O., S. 33 ff; KUEHN, A.A., ROHLOFF, A.C., *Consumer Response...*, a.a.O., S. 62 ff.

2 KUEHN, A.A., ROHLOFF, A.C., *Consumer Response...*, a.a.O., S. 55 ff.

3 Die Stationarität einer Folge von Übergangsmatrizen kann mit Hilfe eines χ^2 -Testes überprüft werden. Vgl. hierzu die Studie von STYAN, G.P., SMITH, H. Jr., *Markov Chains...*, a.a.O., S. 50 ff. Diese Studie verdeutlicht gleichzeitig die Problematik der Festlegung eines angemessenen Signifikanzniveaus - eine Entscheidung, die generell nur bei genauer Marktkenntnis zu fällen ist. Die obigen Autoren hätten bei dem ursprünglich zugrunde gelegten Signifikanzniveau die Nullhypothese "Stationarität" eindeutig ablehnen müssen. Dennoch wird der hier analysierte englische Waschmittelmarkt aufgrund anderer Überlegungen für den Untersuchungszeitraum als weitgehend stationär interpretiert.

che Untersuchungen könnte man an sich die informationstheoretische Kennzahl ¹ $\phi(\vec{p}(\infty), \vec{p}(0))$ verwenden. Statt der Entfernung der gegenwärtigen Marktanteilsverteilung von der betreffenden stabilen Gleichgewichtslage ist in diesem Falle die Unterschiedlichkeit der Verteilung $\vec{p}_t(0)$ und $\vec{p}_{t+1}(0)$ für $t > 0$ zu messen. Analog (4.55) ergibt sich:

$$\phi(\vec{p}_{t+1}(0), \vec{p}_t(0)) = \sum_{i=1}^m p_{i,t+1}(0) \log \frac{p_{i,t+1}(0)}{p_{i,t}(0)} \quad (5.18)$$

Kritisch zu vermerken ist hierzu jedoch, daß ein solcher Vergleich nicht mehr auf einer differenzierten Betrachtung des Markenwiederkauf- und Markenwechselkaufverhaltens beruht. (5.18) geht bereits von aggregierten Marktanteilsinformationen aus. Diese Möglichkeit der Messung von periodischen Kaufverhaltensänderungen sollte daher im Rahmen einer komparativ statischen Analyse in erster Linie dem zero-order-Modell vorbehalten bleiben.

Betrachtet man die Übergangsmatrizen $\mathbf{P}(t)$ und $\mathbf{P}(t+1)$, die das Markenwahlverhalten gegenüber m Marken jeweils in den Perioden $(t, t+1)$ bzw. $(t+1, t+2)$ beschreiben, ist zur Kennzeichnung der jeweiligen Kaufverhaltensänderung eine Matrix $\mathbf{C}(t)$ zu suchen, die die Bedingung

$$\mathbf{P}(t) \mathbf{C}(t) = \mathbf{P}(t+1)$$

erfüllt ². Ist $\mathbf{P}(t)$ nicht singulär, ergibt sich $\mathbf{C}(t)$ als

$$\mathbf{C}(t) = \mathbf{P}(t)^{-1} \mathbf{P}(t+1), \quad (5.19)$$

wobei $\mathbf{P}(t)^{-1}$ die inverse Matrix von $\mathbf{P}(t)$ ist. $\mathbf{C}(t)$ erfaßt somit die zeitliche Kaufverhaltensänderung der Konsumenten, die sich in den unterschiedlichen Übergangswahrscheinlichkeiten $p_{ij}(t, t+1)$ und $p_{ij}(t+1, t+2)$ abzeichnet. Dementsprechend läßt sich $\mathbf{C}(t)$ als Kaufneigungsänderungsmatrix kennzeichnen. Ihre

¹ Vgl. S. 101.

² Vgl. im folgenden LIPSTEIN, B.A., Mathematical Model..., a.a.O., S. 261 ff; derselbe, Test Marketing: A Perturbation in the Market Place, MS, 14 (1968), S. B-437 ff.

Zeilensummen addieren sich stets zu 1. Da aber einzelne Elemente durchaus negativ sein können, ist $\mathbf{C}(t)$ nicht in jedem Falle auch eine stochastische Matrix.

Bei stationärem Markenwahlverhalten, d.h. $\mathbf{P}(t) = \mathbf{P}(t+1)$, geht $\mathbf{C}(t)$ in eine m-zeilige Einheitsmatrix mit m Eigenwerten von 1 über. Das heißt andererseits, wenn sich für die Kaufneigungsänderungsmatrix Eigenwerte von - absolut betrachtet - kleiner oder größer 1 ergeben, hat sich das Markenwahlverhalten in den zugrunde liegenden Kaufperioden gewandelt. Für diese Betrachtungen ist es unwesentlich, daß ein Eigenwert aufgrund der Zeilensummenkonstanz von $\mathbf{C}(t)$ stets einen Betrag von 1 aufweist¹.

Sollte sich diese beobachtete Kaufverhaltensänderung in den kommenden Perioden als stationär erweisen, zeichnet sich infolge $\mathbf{C}(t) = \mathbf{C}(t+1) = \mathbf{C}(t+2) = \dots$ mit $\mathbf{P}(t) \mathbf{C}(t)$, $\mathbf{P}(t) \mathbf{C}(t)^2$, $\mathbf{P}(t) \mathbf{C}(t)^3, \dots$ eine künftige Entwicklung ab, deren Tendenz im wesentlichen bereits anhand der Eigenwerte von $\mathbf{C}(t)$ zu bestimmen sind². Bei einem oder mehreren Eigenwerten von - absolut betrachtet - größer 1, divergiert eine in dieser Form konzipierte nichtstationäre Markovkette. Damit kündigt sich aus abatzpolitischer Sicht eine Entwicklung an, in deren Verlauf zumindest eine Marke vollständig vom Markt verdrängt wird. Diese Marktumwälzung vollzieht sich umso schneller, je größer der korrespondierende Eigenwert einer oder mehrerer Marken ist. Liegen hingegen alle Absolutbeträge der Eigenwerte - abgesehen vom Einheitswert - unter 1, tritt eine konvergierende Entwicklung ein. Die Gleichgewichtssituation wird hierbei umso schneller erreicht, je kleiner die Eigenwerte von $\mathbf{C}(t)$ sind.

¹ Vgl. die Ausführungen auf S. 103.

² Vgl. hierzu im einzelnen HARARY, F., LIPSTEIN, B., STYAN, G.P.H., A Matrix Approach to Nonstationary Chains, OR, 18 (1970), S. 1168 ff; PULLMAN, N.J., STYAN, G.P.H., The Convergence of Markov Chains with Nonstationary Transition Probabilities and Constant Causative Matrix, STA, 1 (1973), S. 279 ff. Diese Probleme diskutiert ebenfalls DENT, W., The Estimation of Nonstationary Transition Probabilities, MS, 20 (1973), S. 308 ff.

Ohne Frage kann man dem Prozeßverlauf einer in dieser Form konzipierten Markovkette nur hypothetischen Charakter zubilligen¹. Die Annahme einer stationären Kaufneigungsänderungsmatrix widerspricht der Dynamik eines absatzpolitisch aktiven Marktes ebenso wie das Modellierungskonzept einer einfachen, grundsätzlich stationären Markovkette. Mit Bestimmung der Größenordnung der Divergenz- bzw. Konvergenzgeschwindigkeit ist aber ein objektives Kriterium vorhanden, um das Ausmaß der beobachteten Kaufverhaltensänderung von $\mathbf{P}(t)$ und $\mathbf{P}(t+1)$ zu quantifizieren. Das korrespondierende Matrizenprodukt $\mathbf{P}(t) \mathbf{C}(t)^\tau$ mit $\tau \in \mathbb{N}$ divergiert oder konvergiert umso schneller, je ausgeprägter eine Marketingaktion die momentanen Wahlentscheidungen der Konsumenten in den zugrunde liegenden drei Perioden beeinflusst. Damit ist die Möglichkeit gegeben, sowohl den Markterfolg als auch den Verlauf einer absatzpolitischen Maßnahme anhand der Eigenwertsequenz von $\mathbf{C}(t)$, $\mathbf{C}(t+1)$, $\mathbf{C}(t+2)$, ... als Ausdruck der jeweils erfolgten Kaufverhaltensänderungen dokumentarisch zu beschreiben. In gleicher Weise ist nach Beendigung einer Aktion an der weiteren Entwicklung der Eigenwerte abzulesen, in welcher Form sich gegebenenfalls das Kaufverhalten stabilisiert, wann eventuell absatzpolitische Gegenmaßnahmen der Konkurrenz wirksam werden.

Um die praktischen Verwendungsmöglichkeiten der Eigenwertanalyse für eine komparativ statische Markenwahlbetrachtung zu prüfen, wird im folgenden ein Markenwahlexperiment von McCONNELL untersucht. Im Rahmen dieses Experimentes wurden 60 Konsumenten (Studenten der Universität Stanford, Cal., USA) über einen Zeitraum von acht Wochen dreimal wöchentlich drei

¹ Bei Divergenz der Kette ist zumindest ein Element von $\mathbf{C}(t)$ - absolut betrachtet - stets größer als 1. Bei fortschreitender divergenter Entwicklung verlieren daher die aus der Multiplikation von $\mathbf{P}(t) \mathbf{C}(t)^\tau$ für $\tau = 1, 2, \dots$ resultierenden Matrizen ihren stochastischen Charakter. Im Falle der konvergenten Entwicklung zeichnet sich diese Entwicklung nicht immer ab; hier ist die Gleichgewichtssituation teilweise auch als zero-order-Prozeß zu kennzeichnen. Vgl. im einzelnen HARARY, F., LIPSTEIN, B., STYAN, G.P.H., A Matrix Approach..., a.a.O., S. 1174 ff.

unbekannte, "künstlich" mit L, M und P markierte Biermarken angeboten, zwischen denen die Versuchspersonen jeweils zu wählen hatten. Tatsächlich enthielten aber alle Flaschenabfüllungen während der 24 Kaufgelegenheiten das gleiche Getränk. Zu Beginn der 13. Kaufperiode gewährte man 30 Konsumenten ein individuelles Sonderangebot in Form eines Preisnachlasses für die Marke, die von jedem einzelnen bislang am wenigsten gekauft wurde. Reagierte ein Konsument nicht auf das Sonderangebot, erhöhte sich der Preisabschlag in den kommenden Perioden linear, bis schließlich ein entsprechender Markenwechsel zu verzeichnen war. Bei dreimaligem, sich unmittelbar wiederholendem Kauf dieser Marke wurde die Aktion abgebrochen. Für die restlichen 30 Konsumenten begann die gleiche Preisaktion mit der 18. Kaufperiode.

McCONNELL beabsichtigte mit diesem Experiment in erster Linie, die Entwicklung markentreuen Kaufverhaltens gegenüber einem homogenen Produkt sowie die Einflußnahme von Preisvariationen zu analysieren. Die Anlage des Markenwahlexperimentes weist darüber hinaus auch Parallelen mit einer realen Neuprodukteinführung auf. In einer solchen Kaufentscheidungssituation haben die Konsumenten zwischen bereits erprobten Marken und einem unbekannten Erzeugnis - eben dem Neuprodukt - zu wählen. Das Markenwahlexperiment von McCONNELL unterscheidet sich zwar von dieser Kaufentscheidungssituation dadurch, daß den Versuchspersonen zu Beginn des Experimentes ausschließlich Produkte zur Auswahl stehen, für die keinerlei Erfahrungswerte vorliegen. In beiden Fällen führt aber die Entwicklung markentreuen Kaufverhaltens gegenüber einer bislang fremden Marke über Probierkäufe, die Auskunft über Geschmacksrichtung, Qualität und anderen Produkteigenschaften vermitteln. Die Eigenwertanalyse beschränkt sich somit nicht nur darauf, die Aus-

1 Folgende Veröffentlichungen von J.D. McCONNELL beruhen u.a. auf diesem Datensatz: The Development of Brand Loyalty: An Experimental Study, JoMR, 5 (1968), S. 13 ff; The Price Quality Relationship in an Experimental Setting, JoMR, 5 (1968), S. 300 ff; Repeat Purchase Estimation and the Linear Learning Model, JoMR, 5 (1968), S. 304 ff.

wirkungen von Preisvariationen aufzuzeigen. Sie veranschaulicht auch jene Marktkonsequenzen, die aus einer Produktneueinführung resultieren können. Obwohl dieser Analyse experimentell erhobene Daten zugrunde liegen, unterscheiden sich die aufgezeigten Kaufverhaltensreaktionen, wie eine Untersuchung von CHARLTON und EHRENBURG zu erkennen gibt ¹, nur unwesentlich vom realen Markenwahlverhalten der Konsumenten.

Die Ergebnisse der Eigenwertanalyse sind in Abb. 5.2 auf S. 202 graphisch dargestellt. Hierfür wurden die McCONNELL-Daten wie folgt aufbereitet:

Anhand der Markenwahlentscheidungen in den 24 Berichtsperioden sind in chronologischer Abfolge 23 Übergangsmatrizen bestimmt worden, die sich fortlaufend jeweils um eine Kaufperiode überschneiden. Damit ergeben sich nach (5.19) 22 Kaufneigungsänderungsmatrizen. Als Stabilitätsindex SI der Kaufneigungsänderung von $P(t)$ nach $P(t+1)$ für $t = 1, 2, \dots, 22$ wird der maximale Absolutbetrag der Eigenwerte bei Divergenz und der minimale Absolutbetrag bei Konvergenz verwendet. Beide Werte beeinflussen in erster Linie die hypothetische Divergenz- und Konvergenzgeschwindigkeit. Die 22 Kaufneigungsänderungsmatrizen $C(t)$ erzeugen 17 divergierende und 5 konvergierende nichtstationäre Ketten.

Wie aus Abb. 5.2 auf der folgenden Seite hervorgeht, zeichnet sich nach anfänglich erheblichen Eigenwertsprüngen bereits in $C(10)$ bzw. $C(11)$ die erste stabile Phase im Markenwahlverhalten der Konsumenten ab. Die Divergenz und Konvergenz der Matrizenprodukte $P(t) C(t)^T$ vollzieht sich somit zu Beginn des Experimentes mit relativ großer Geschwindigkeit und flacht - abgesehen von $C(8)$ - bis $C(11)$ weitgehend ab. Beispielsweise

1 CHARLTON, P., EHRENBURG, A.S.C., McCONNELL's Experimental Brand Choice Data, JoMR, 10 (1973), S. 306 f. Von ähnlich geringen Abweichungen zwischen experimentell gewonnenen Kaufverhaltensdaten und realen Marktbeobachtungen berichten ferner CHARLTON, P., EHRENBURG, A.S.C., PYMONT, B., Buyer Behaviour under Mini-Test Conditions, JoMRS, 4 (1972), S. 171 ff; EHRENBURG, A.S.C., CHARLTON, P., An Analysis of Simulated Brand Choice, a.a.O., S. 21 ff.

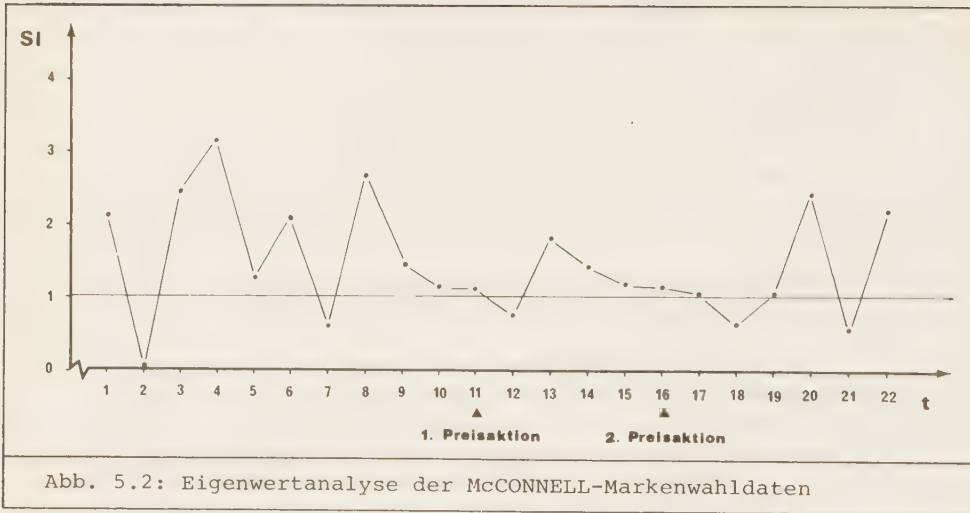


Abb. 5.2: Eigenwertanalyse der McCONNELL-Markenwahldaten

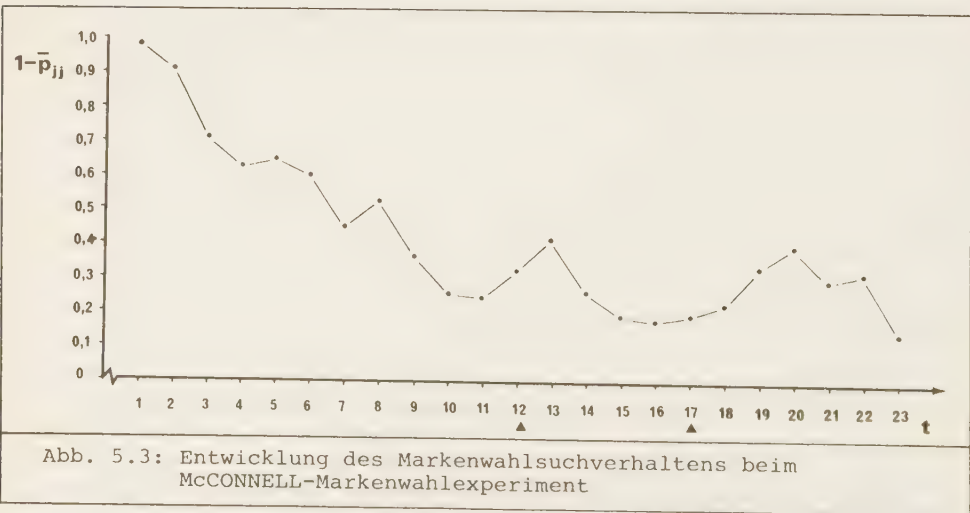


Abb. 5.3: Entwicklung des Markenwahlsuchverhaltens beim McCONNELL-Markenwahlexperiment

ist für $\mathbf{C}(2)$ mit einem absoluten Eigenwertminimum von 0,026 bereits $\mathbf{P}(2) \mathbf{C}(2)^5$ weitgehend identisch mit der Matrix $\lim_{\tau \rightarrow \infty} \mathbf{P}(2) \mathbf{C}(2)^\tau$, die den Biermarken L, M und P Gleichgewichtsmarktanteile von 0,2671, 0,4161 und 0,3161 zuweist; bei weiteren Multiplikationen von $\mathbf{P}(2) \mathbf{C}(2)^5$ mit $\mathbf{C}(2)$ sind nur noch geringfügige Abweichungen auf der dritten Nachkommastelle zu beobachten. Hingegen entspricht bei $\mathbf{C}(7)$ mit einem absoluten Eigenwertminimum von 0,5983 erst $\mathbf{P}(7) \mathbf{C}(7)^{18}$ mit vergleichbarer Genauigkeit der Matrix $\lim_{\tau \rightarrow \infty} \mathbf{P}(7) \mathbf{C}(7)^\tau$. In diesem Falle sind somit 18 Multiplikationen notwendig, um mit relativ großer Sicherheit 0,264, 0,456 und 0,280 als entsprechende Gleichgewichtsanteilswerte¹ identifizieren zu können. In ähnlich starkem Maße, wie die hier dargestellte unterschiedliche Konvergenz von zwei konvergierenden Ketten, differiert die Divergenzgeschwindigkeit der 17 divergierenden Ketten.

Die großen Eigenwertsprünge in der Anfangsphase des Markenwahl-experimentes sind als Indiz zu werten, daß die Versuchspersonen zunächst überwiegend Testkäufe tätigen, um Produktvergleiche ziehen zu können. Mit den auf $\mathbf{C}(4)$ folgenden Eigenwerten zeichnen sich die ersten Stabilisierungstendenzen ab, die jedoch von einer ausgeprägten Kaufneigungsänderung in $\mathbf{C}(8)$ überlagert werden. Die Konstanz der absoluten Eigenwertmaxima von $\mathbf{C}(10)$ und $\mathbf{C}(11)$ mit 1,1159 und 1,1158 gibt bereits zu diesem Zeitpunkt eine weitgehend gefestigte Markenwahlpräferenzstruktur zu erkennen, die man bei den geringen Abweichungen von 1 als annähernd stationär bezeichnen kann.

Diese verhaltenstheoretische Interpretation der Eigenwerte wird gestützt durch Abb. 5.3, in der die Entwicklung des Kaufverhaltens anhand des Markenwahlsuchindex $(1 - \bar{p}_{jj}(t))$ dargestellt wird. Hierbei ist $\bar{p}_{jj}(t)$ die durchschnittliche

¹ Der Konvergenzzustand der entsprechenden Matrizenprodukte von $\mathbf{C}(12)$, $\mathbf{C}(18)$ und $\mathbf{C}(12)$ läßt sich demgegenüber nicht als zero-order-Prozeß interpretieren; vgl. Fußnote 1 auf S. 199.

Wiederkaufwahrscheinlichkeit $\bar{p}_{jj}(t) = (1/m) \sum p_{jj}(t)$ der einzelnen Übergangsmatrizen $\mathbf{P}(t)$. Vergrößert sich $\bar{p}_{jj}(t)$ im Ablauf des Experimentes als Ausdruck der sich bildenden Markentreue, sinkt dementsprechend der Markenwahlsuchindex infolge der rückläufigen Zahl von Probierkäufen.

In Abb. 5.3 zeigt sich zu Beginn des Markenwahlexperimentes eine zur Eigenwertentwicklung vergleichbar starke Abschwungphase, die allerdings bei $t = 5$ kurz unterbrochen wird. Von $t = 4$ auf $t = 5$ verändert sich der Suchindex nur um etwa 2 %, obwohl der maximale Eigenwert der korrespondierenden Kaufneigungsänderungsmatrix $\mathbf{C}(4)$ mit 3,1575 auf erhebliche Unterschiede im Markenwahlverhalten hinweist. Vergleicht man die betreffenden Übergangsmatrizen

$$\mathbf{P}(4) = \begin{bmatrix} 0,24 & 0,53 & 0,23 \\ 0,24 & 0,44 & 0,32 \\ 0,17 & 0,39 & 0,44 \end{bmatrix} \text{ und } \mathbf{P}(5) = \begin{bmatrix} 0,31 & 0,15 & 0,54 \\ 0,30 & 0,44 & 0,26 \\ 0,40 & 0,30 & 0,30 \end{bmatrix}$$

miteinander, so wird in den Zeilen eine Umkehrung der Größenordnungen der Wechselkaufwahrscheinlichkeiten erkennbar. Bei fast konstanten durchschnittlichen Wiederkaufwahrscheinlichkeiten von $\mathbf{P}(4)$ und $\mathbf{P}(5)$ kann der Markenwahlsuchindex solche Kaufverhaltensänderungen, die aus dem Markenwechsel resultieren, auch gar nicht erfassen. Ähnliche Probleme ergeben sich beim Vergleich anderer Übergangsmatrizen.

Eine wesentliche Interpretationshilfe gewährt aber der Markenwahlsuchindex, um den relativ großen Absolutbetrag von 2,6648 für $\mathbf{C}(8)$ zu interpretieren. Der Suchindex steigt von $\mathbf{P}(7)$ auf $\mathbf{P}(8)$ um etwa 8 % und fällt anschließend nach $\mathbf{P}(9)$ um fast 14 %. Dieser strukturelle Wandel der Übergangsmatrizen bzw. die damit verbundenen erheblichen Kaufverhaltensänderungen kommen entsprechend in der Höhe des Eigenwertes von $\mathbf{C}(8)$ zum Ausdruck.

Die erste Sonderpreisaktion für 30 Konsumenten zu Beginn der 13. Kaufperiode wirkt sich erstmals in $P(12)$ aus, d.h. beim Übergang von der 12. zur 13. Kaufperiode. Abb. 5.3 zeigt hier bereits ein wachsendes Markensuchverhalten an. Der mit 1,1158 nur geringfügig von 1 abweichende maximale Eigenwert von $C(11)$, der infolge $C(11) = P^{-1}(11) P(12)$ die Auswirkungen des Aktionsbeginns im Rahmen der Eigenwertanalyse beschreibt, deutet allerdings darauf hin, daß die betreffenden Übergangsmatrizen nicht wesentlich in ihrer Gesamtstruktur voneinander abweichen. Dieses Bild ändert sich mit $C(12)$ und $C(13)$. Mit den in diesen Perioden linear steigenden Preisnachteilen wird eine Preisschwelle erreicht, die vermehrt die Konsumenten veranlaßt, nicht ihre bislang präferierte Marke zu wählen, sondern das jeweilige Sonderangebot wahrzunehmen. Die Umkehrung dieser Entwicklung von $P(13)$ nach $P(14)$ mit dem korrespondierenden, relativ großen Eigenwert von $C(13)$ leitet wiederum eine sich kontinuierlich entwickelnde Stabilisierungsphase im Markenwahlverhalten ein. In $P(16)$ wird mit einem Suchindex von nur etwa 18 % die ausgeprägteste Markenpräferenzstruktur im Ablauf des gesamten Experimentes angezeigt.

Die Kaufverhaltensänderungen infolge der zweiten Sonderpreisaktion zu Beginn der 18. Kaufperiode wird aggregiert über alle Versuchspersonen erstmals durch den Absolutbetrag des maximalen Eigenwertes von $C(16) = P^{-1}(16) P(17)$ erfaßt. $P(17)$ beschreibt hierbei den Übergang von der 17. zur 18. Kaufperiode, der sich im Vergleich zur ersten Sonderpreisaktion nur durch einen mäßigen Anstieg des Suchindex auszeichnet. Diese geringe "Markturbulenz" setzt sich auch in $P(18)$ fort. Das absolute Eigenwertmaximum von $C(17)$ für die Übergangsmatrizen von $P(17)$ nach $P(18)$ weist mit 1,0576 sogar auf fast stationäres Markenwahlverhalten hin. Die Kaufneigungsänderungsmatrix

$$C(17) = \begin{bmatrix} 0,900 & 0,104 & -0,005 \\ 0,056 & 0,905 & 0,039 \\ -0,064 & -0,008 & 1,071 \end{bmatrix}$$

gleicht dementsprechend in ihrer Struktur weitgehend einer Einheitsmatrix¹. Erst mit **C(18)**, d.h. dem Übergang von **P(18)** auf **P(19)**, zeichnet sich infolge der periodisch, linear steigenden Preisreduzierung vermehrt der Kauf des jeweiligen Sonangebotes ab. Wie der Verlauf des Suchindexes zu erkennen gibt, setzt mit **P(19)**, in erster Linie aber mit **P(20)** wiederum eine Stabilisierungsphase ein, die allerdings nicht in der kontinuierlichen Form der ersten Preisaktion verläuft. Die beachtlichen Sprünge der Markenwahlsuchindizes spiegeln sich in der Eigenwertentwicklung in Abb. 5.2 wider.

Wenn auch die Eigenwertanalyse des Markenwahlexperimentes von MCCONNELL nur die Auswirkungen von Preisvariationen und in der Tendenz die möglichen Konsequenzen einer Produktneueinführung aufzeigt, wird man davon ausgehen können, daß andere Marketingaktionen das Kaufverhalten der Konsumenten in vergleichbarer Weise beeinflussen und gegebenenfalls verändern. Ebenso wird man im Verlauf einer Maßnahme einen sinkenden Effektivitätsgrad in der Markenwahlbeeinflussung in Rechnung stellen müssen. Vom jeweiligen Instrument selbst sowie vom qualitativen und quantitativen Instrumenteeinsatz hängt im einzelnen das time-lag ab, mit dem die Mehrzahl der Konsumenten auf eine absatzpolitische Aktion reagieren, die Größenordnung der erzeugten Marktturbulenz und der zeitliche Effektivitätsverlauf. Diese Kriterien sind daher für die Erfolgskontrolle einer absatzpolitischen Aktion maßgeblich². Das gilt ebenfalls für die aus absatzpolitischer Sicht substantielle Frage, ob eine Marketingaktion die Strukturen des Markenwahlverhaltens in der gewünschten Richtung verändert hat oder ob sich die Auswirkungen im Zeitablauf verlieren. Diese Informationen liefern unter Umständen die absoluten Eigenwerte der Kaufneigungsänderungsmatrix, die sich anhand einer jeweils weit-

¹ Vgl. die Ausführungen auf S. 198.

² Vgl. KUEHN, A.A., ROHLOFF, A.C., Consumer Response..., a.a.O., S. 68.

gehend stationären Übergangsmatrix vor und nach Abschluß einer Aktion bestimmen läßt.

In gleicher Weise zeichnet die Eigenwertanalyse ein aufschlußreiches Bild über die Erfolgswirksamkeit möglicher Gegenmaßnahmen, die Konkurrenten als Reaktion auf die absatzpolitische Aktivität eines Anbieters starten. In diesem Falle sind entweder nur schwache Stabilisierungstendenzen im Markenwahlverhalten zu beobachten oder im Rahmen einer sich stabilisierenden Marktphase treten erneut größere Kaufverhaltensänderungen auf ¹. Abgesehen von preispolitischen Maßnahmen zeichnen sich aber die meisten Marketinginstrumente durch eine mangelnde Dispositionsflexibilität aus. Man wird daher davon ausgehen können, daß Mitkonkurrenten nur selten in der Lage sind, unmittelbar auf die absatzpolitischen Aktivitäten eines Herstellers zu reagieren.

Diese weitreichenden Interpretationen einer Eigenwertanalyse stellen auf der anderen Seite entsprechende Genauigkeitsanforderungen an das Verfahren selbst. Aufschluß in dieser Hinsicht gibt unter anderem ein Vergleich mit einer Markenwahlstudie des englischen Waschmittelmarktes von STAYN und SMITH. Sie bestimmen für 100 Berichtshaushalte im Zeitraum von Januar bis Juni 1957 chronologisch geordnete Markenbewegungsmatrizen und stufen mit Hilfe eines χ^2 -Testes das Kaufverhalten als weitgehend stationär ein ². Eine Eigenwertanalyse zeichnet für diesen Markt ein differenzierteres Bild vom Kaufverhalten. Die Mehrzahl der absoluten Eigenwerte streuen im Rahmen einer nicht unerheblichen Bandbreite. Daneben sind allerdings auch Eigenwertsprünge in einer Größenordnung zu beobachten, die im Prinzip kaum noch mit dem Begriff der Stationarität zu verein-

¹ Vgl. LIPSTEIN, B.A., Test Marketing, a.a.O., S. B-446 f.

² Vgl. STYAN, G.P., SMITH, H., Jr., Markov Chains..., a.a.O., S. 52; vgl. ebenfalls PATRIC, L.C., HAINES, G.H., Jr., A Test of a First Order-Markov Chain Theory of Consumer Behavior, University of Rochester, Reprint Series No. R-68, 1971, S. 5 f.

baren sind. Insgesamt betrachtet fehlt der zeitlichen Entwicklung aber jene Systematik, die der Eigenwertverlauf der McCONNELL-Daten als Reaktion auf Preisvariationen mit einer sich abzeichnenden Marktturbulenz und einer danach folgenden Marktberuhigung aufweist. Betrachtet man jedoch diese Kaufverhaltensänderungen bei einer im wesentlich konstanten Marketingpolitik der Anbieter als typische Marktkomponente, erscheint es durchaus gerechtfertigt, das Kaufverhalten zumindest innerhalb dieser Schwankungsbreite als stationär zu bezeichnen

Diese Ergebnisse sind sicherlich als ein Indiz dafür zu werten, mit welcher Genauigkeit die Eigenwertanalyse Kaufverhaltensänderungen im Zeitablauf erfaßt. Sie machen auf der anderen Seite aber auch die Relativität sowie die Problematik des allgemeinen Stationaritätsbegriffes bei unterschiedlichen Produktarten deutlich. Eingehende Marktkenntnisse sind daher unbedingte Voraussetzung, um in sinnvoller Weise zwischen dynamischen und stationären Marktphasen differenzieren zu können. Die Definition der Stationarität wird sich je nach den Erfordernissen an einer bestimmten Schwankungsbreite der Eigenwerte orientieren müssen. Im Rahmen einer solchen Marktphase kann man dann das Markenwahlverhalten auf der Basis einer aus mehreren Periodenübergangsmatrizen gebildeten durchschnittlichen Übergangsmatrix analysieren und prognostizieren¹.

Das Markenwahlexperiment von McCONNELL weist in der Anfangs- und Endphase erhebliche Sprünge in der Eigenwertentwicklung auf, die ohne Interpretationshilfe durch den Markenwahlsuchindex kaum eindeutig als Stabilisierungsphasen zu kennzeichnen sind. Das gilt vor allem für den Eigenwertverlauf nach Beendigung der zweiten Sonderpreisaktion. In der Regel wird man aber davon ausgehen können, daß mit der Erhöhung des Stichprobenumfangs einer solchen Untersuchung ein wesentlicher

¹ Vgl. DRAPER, J.E., NOLIN, L.H., A Markov Chain Analysis of Brand Preferences, JoAR, 4 (1964), S. 33 ff.

Glättungseffekt im Eigenwertverlauf eintritt, der Identifikationsprobleme weitgehend ausschließt. Diese Tendenz bestätigt die Analyse des im Aufbau ähnlichen Markenwahlexperimentes von EHRENBURG und CHARLTON, das den insgesamt 80 Versuchspersonen in den einzelnen Wahlperioden keinen Kaufzwang auferlegt ¹. Neben einer Eigenwertanalyse auf der Basis des Gesamtstichprobenumfangs sind auch getrennte Berechnungen für jene 40 Konsumenten durchgeführt worden, die in allen Wahlperioden einen Kauf tätigen. Ein Vergleich beider Analysen gibt zu erkennen, daß der doppelte Stichprobenumfang eine erhebliche Glättung im Eigenwertverlauf bewirkt. Ein solcher Effekt ist auch den Ausführungen von LIPSTEIN zu entnehmen ².

LIPSTEIN, der die Anwendungsmöglichkeiten der Eigenwertanalyse in erster Linie anhand hypothetischer Daten erläutert ³, hat unter anderem angeregt, dem Marketingmanagement als Zielvorgaben für die Planung von absatzpolitischen Maßnahmen Eigenwerte zur Kennzeichnung von Mindestmarktturbulenzen vorzugeben ⁴. Diese Anregung wirft aber wegen der unterschiedlichen Dimensionen bei den absoluten Eigenwerten größer und kleiner 1 erhebliche Probleme auf. Der Ausschlag der Eigenwerte größer 1 ist nach "oben" unbeschränkt, während sich der minimale Abolutbetrag kleiner 1 nur im Intervall von 0 bis unter 1 bewegt. Als durchaus positiv ist in diesem Zusammenhang das Vorgehen von MAFFEI zu werten, der die Effektivität einer geplanten Marketingmaßnahme vor der marktweiten Einführung anhand der bei einem Markttest gewonnenen Übergangsmatrizen überprüft,

1 Vgl. EHRENBURG, A.S.C., CHARLTON, P., An Analysis of Simulated Brand Choice, a.a.O., S. 21.

2 Vgl. LIPSTEIN, B.A., Test Marketing, a.a.O., S. B-446 f.

3 Auf die hypothetische Datenstruktur weisen auch die Eigenwerte der 4 x 4 Kaufneigungsänderungsmatrizen hin. Die Übergangsmatrizen sind in der Weise konstruiert, daß keine komplexen Eigenwerte auftreten können.

4 Vgl. LIPSTEIN, B.A., Test Marketing, a.a.O., S. B-447.

ohne allerdings eine Eigenwertanalyse anzuschließen¹. Solche Eigenwerte haben für die marktweite Aktion durchaus Sollcharakter bei einem fortlaufenden Soll-Istvergleich. In der gleichen Richtung läßt sich auch ein von PESSEMIER gewählter Ansatz erweitern, der die Effizienz konkurrierender Marketingstrategien anhand von Übergangsmatrizen überprüft, denen Daten simulierter "shopping trips" zugrunde liegen².

Versucht man den Aussagegehalt der Eigenwertanalyse im Rahmen einer komparativ statischen Markenwahluntersuchung insgesamt zu werten, wird mit diesem Verfahren das Kennzahlensystem der Markovkette sinnvoll ergänzt. Die Eigenwertanalyse liefert nicht nur eine genaue Beschreibung der Marktdynamik. Sie zeigt ebenfalls auf, wann Kaufverhaltensprognosen anhand einer stationären Kette revidiert werden müssen bzw. wann die Stationaritätsprämisse für eine erneute Prognose wiederum als erfüllt gelten kann.

5.2.3 DIE EINDIMENSIONALE MARKENWAHLPERSPEKTIVE

Das Markenwahlverhalten ist aus der Sicht eines Herstellers sicherlich die entscheidende Dimension im Kaufentscheidungsprozeß der Konsumenten; denn letztlich verfolgen alle absatzpolitischen Maßnahmen das Ziel, den Nachfrager zum Kauf der von ihm angebotenen Marke zu bewegen. Die ausschließliche Betonung der Markenwahl in Markenwahlmodellen ist allerdings nicht unproblematisch wegen der aktiven Rolle des im Distributionssystem eingeschalteten Handels. Der Hersteller ist weder in der Lage, alle produktbezogenen Aktivitäten im Absatzkanal zu kontrollieren, noch kann er das Verhalten der Absatzmittler als stabile Erwartungsgröße in die Planüberlegung

1 Vgl. MAFFEI, R.B., Advertising Effectiveness..., a.a.O., S. 19 ff.

2 Vgl. PESSEMIER, E.A., Forecasting Brand Choice Performance Through Simulation Experiments, JoM, 28 (1964), S. 41 ff.

gen seines Marketingmix einbeziehen ¹. Der Handel bestimmt die Ausprägung wichtiger Instrumente selbst, wie etwa die Einordnung der Marke in das Sortiment, der mehr oder weniger begünstigte Regalplatz ² oder die Form spezieller Verkaufsförderungsmaßnahmen ³. Dementsprechend wird die Kaufentscheidung in erheblichem Maße durch die Wahl der jeweiligen Einkaufsstätte als ein spezifisches Element im Distributionssystem beeinflußt.

Empirische Untersuchungen bestätigen diese ladenbedingte Abhängigkeit von Markenwahlentscheidungen. So wechseln Konsumenten in der Regel umso häufiger die Marke einer Produktart, je öfter der Kauf mit einem Ladenwechsel verbunden ist ⁴. Ein vergleichbarer Zusammenhang ergibt sich hinsichtlich der Kaufmenge. Der Wechsel der Einkaufsstätte führt vielfach ebenso zum Erwerb einer geringeren Produktmenge ⁵, die tendentiell wiederum eine Verkürzung der Zwischenkaufzeiten zur Folge hat. Die Ladenwahl berührt somit nicht nur die Kaufverhaltensdimension "Markenwahl", sondern auch die Teilentscheidungen über Kaufmenge und Zwischenkaufzeiten ⁶.

1 Vgl. MEFFERT, H., Zum Problem des Marketing-Mix. Eine heuristische Methode zur Vorauswahl absatzpolitischer Instrumente, in: Marketing heute und morgen. Entwicklungstendenzen in Theorie und Praxis, Hrsg. H. MEFFERT, Wiesbaden 1975, S. 264.

2 Vgl. CURMAN, R.C., The Relationship Between Shelf Space and Unit Sales in Supermarkets, JoMR, 9 (1972), S. 406 ff.

3 Vgl. NAKANISHI, M., Measurement of Sales Promotion Effect at the Retail Level - A New Approach, in: Marketing Education and Real World. Dynamic Marketing in a Changing World, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1972, Hrsg. B.W. BECKER und H. BECKER, American Marketing Association, Chicago 1973, S. 338 ff.

4 Vgl. RAO, T.R., Modelling Consumer's Purchase Behavior as a Stochastic Process, Ph.D.Diss., Michigan State University 1968, S. 68 ff. Die wichtigsten empirischen Ergebnisse dieser Dissertation sind in folgenden Veröffentlichungen zusammengefaßt: Consumer's Purchase Decision Process: Stochastic Models, JoMR, 6 (1969), S. 321 ff; Are Some Consumers More Prone to Private Brands? JoMR, 6 (1969), S. 447 ff.

5 Vgl. RAO, T.R., Modelling Consumer's..., a.a.O., S. 87 ff.

6 Vgl. die Ausführungen auf S. 28 ff.

Bei solchen Tendenzaussagen ist sicherlich immer zu bedenken, daß ein an sich gar nicht beabsichtigter Marken- und/oder Mengenwechsel bereits schon dann ausgelöst wird, falls das bevorzugte Erzeugnis in der gewünschten Kaufmenge nicht mehr vorrätig ist oder eine präferierte Handelsmarke überhaupt nicht geführt wird. Während der Distributionsgrad national geführter Marken im Konsumgüterbereich in der Regel sehr hoch ist, sind Handelsmarken Erzeugnisse, die nur in bestimmten Handelsketten zum Kauf angeboten werden. Ein Markenwechsel aus diesen Anlässen ist aber nicht allein entscheidend für die Einflußnahme der Einkaufsstätte auf die jeweilige Kaufentscheidung. Die empirischen Ergebnisse von RAO geben zu erkennen, daß aus dem gesamten ladenspezifischen Marketingumfeld eines Produktes differenzierte Laden-Markenbeziehungen resultieren, die in ihrer Gesamtheit die a-priori-Kaufneigungen im positiven wie im negativen Sinne beeinflussen¹. Das Geschäft wirkt aufgrund der induzierten Änderung der Kaufwahrscheinlichkeiten gewissermaßen als intervenierende Variable zwischen den Markenpräferenzen einerseits und der tatsächlich realisierten Wahlentscheidung andererseits. Autoren wie CARMAN oder WIERENGA bestätigen diese These weitgehend².

Die wenigen empirischen Untersuchungen des Ladenwahlverhaltens auf der Basis stochastischer Prozeßmodelle deuten die Möglichkeit an³, die bisherigen Modellkonzeptionen bei der Markenwahl weitgehend auch auf diese Dimension des Kaufentscheidungsprozesses übertragen zu können⁴. Aus verhaltens-

1 Vgl. RAO, T.R., Modelling Consumer's..., a.a.O., S. 109 ff.

2 Vgl. CARMAN, J.M., Correlates of Brand Loyalty, a.a.O., S. 70 ff; WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 186 ff.

3 Vgl. RAO, T.R., Modelling Consumer's..., a.a.O., S. 65 ff; derselbe, A Stochastic Model..., a.a.O., S. 4 ff; AAKER, D.A., JONES, J.M., Modeling Store Choice Behavior..., a.a.O., S. 38 f.

4 WIERENGA untersucht die Laden-Markenbeziehungen mit Hilfe einer Faktorenanalyse. U.a. wird neben einem "proneness-to-brand-change factor" auch ein "proneness-to-shop-change factor" extrahiert, die auf eine vergleichbare Stochastizität bei der Laden- und Markenwahl hinweisen. WIERENGA, B., An Investigation..., a.a.O., S. 194 ff.

theoretischer Sicht überrascht an sich keineswegs, daß z.B. ein übersichtlich gestaltetes Sortiment, attraktive Sonderangebote und ä.m. einen vergleichbaren Lerneffekt bei der Ladenwahl bewirken wie positive Verbrauchererfahrungen mit einem bestimmten Erzeugnis.

Diese Parallelität der dimensionsspezifischen Kaufverhaltensreaktionen wirft zugleich die Frage auf, wie man den Aspekt der Ladenwahl in Markenwahlmodelle einarbeiten kann. Ein solcher Ansatz erfaßt einerseits die Interdependenzen dieser Teile des Entscheidungsprozesses; gleichzeitig werden auf der anderen Seite die wechselseitigen Beziehungen von Hersteller und Handel im Distributionssystem berücksichtigt. Das Modell liefert damit Anhaltspunkte für eine erfolgreiche Koordination der Marketingaktivitäten des Produzenten mit den Absatzmittlern¹. Eine komparativ statische Untersuchung entsprechend den Ausführungen des letzten Abschnittes ermöglicht darüber hinaus eine Analyse dynamischer Marktphasen. Neben der Auswertung der Wirkungseffektivität produktbezogener, absatzpolitischer Maßnahmen des Herstellers lassen sich ebenfalls bestimmte Abhängigkeiten der Markenwahlentscheidung von Einkaufsstätten unterschiedlicher Betriebsformen und/oder bestimmten Einzelhandelsgruppen klären. Eine solche Segmentierung ist unter dem Gesichtspunkt eines möglichst homogenen Handelsmarketing innerhalb der einzelnen Gruppierungen von Einkaufsstätten vorzunehmen.

Die Struktur des zero-order-Ansatzes eignet sich wegen zeitlicher Konstanz der Kaufwahrscheinlichkeiten kaum für die erweiterte Aufgabenstellung. Unbedenklicher wirkt diese Modelleigenschaft lediglich im Rahmen einer komparativ statischen Kaufverhaltensanalyse. Die Dynamik eines absatzpolitisch aktiven Marktes kommt bereits in der Variation der im Zeitablauf geordneten, ladenspezifischen Markenwahlwahrscheinlichkeiten

¹ Vgl. hierzu STEFFENHAGEN, H., Konflikt und Koordination in Distributionssystemen. Ansätze einer verhaltenswissenschaftlichen Gleichgewichtsanalyse, Diss., Münster 1972.

$p_i(g)(t)$ bei $i = 1, 2, \dots, m$ Marken und $g = 1, 2, \dots, z$ Geschäftsgruppen zum Ausdruck. Nur das erweiterte Modellkonzept von HOWARD¹, das sogenannte "Dynamic Inference", läßt sich mit der geforderten ladenspezifischen Abhängigkeit der Kaufwahrscheinlichkeiten bei einem Wechsel der Einkaufsstätte vereinbaren. Im Rahmen dieses Prozeßansatzes kann man sich vorstellen, daß die Kaufneigung gegenüber den einzelnen Marken solange konstant bleibt, wie ein Konsument den gleichen Geschäftstyp bevorzugt. Ist ein Wechsel zu beobachten, wird dem Nachfrager als Konsequenz des sich ändernden Marketingumfeldes durch den Zufallsmechanismus eine aktualisierte Kaufwahrscheinlichkeit aus dem betaverteilten Wertevorrat zugewiesen.

Bei Markenwahlmodellen auf der Basis von Markovketten ist der Ladenwahlaspekt relativ einfach durch eine entsprechende Ausgestaltung des Zustandsraumes zu berücksichtigen. Die Übergangswahrscheinlichkeit p_{ij} läßt sich bei zusätzlicher Aufnahme dieser Kaufverhaltensdimension definieren als $p_{i(g), j(b)}$, wobei die Indizes g und b mit $g, b = 1, 2, \dots, z$ den Übergang von der Einkaufsstätte g nach b kennzeichnen. Somit beschreibt $p_{i(g), j(b)}$ die Wahrscheinlichkeit dafür, daß ein Konsument, der sich zuletzt für Marke i im Geschäft g entschieden hat, bei der kommenden Kaufgelegenheit die Marke j im Laden b wählt. Jede Kombination von i und g bzw. j und b stellt dementsprechend jeweils einen eigenen Zustand dar, so daß bei z Einkaufsstätten insgesamt $(mz)^2$ Übergangswahrscheinlichkeiten zu schätzen sind. Mit der Bestimmung der Übergangsmatrix und der entsprechenden Anfangsverteilung mit den Elementen $p_{i(g)}$ sind für dieses Simultanmodell die Voraussetzungen für eine analytische und prognostische Auswertung der gegenwärtigen Marktsituation geschaffen.

Eine differenzierte Gruppierung des Einzelhandels und eine detaillierte Aufschlüsselung der Konkurrenzerzeugnisse führt bei einer gleichzeitigen Betrachtung von Laden- und Marken-

¹ Vgl. S. 193 f.

wahl sehr schnell zu einer umfangreichen Aufblähung des Zustandsraumes. Eine verlässliche Maximum-Likelihood-Parameterschätzung ist in diesem Falle bereits für eine Kette 2. Ordnung kaum noch denkbar¹. Um nun nicht gänzlich auf die analytischen und prognostischen Vorteile des simultanen Modellansatzes verzichten zu müssen, kann man die unübersichtlich große Zahl möglicher Übergänge durch eine einfache Gruppierung der Nachfrager reduzieren. Werden die Konsumenten in "Ladenwechsler" und solche segmentiert, die ihre Markenkäufe innerhalb einer Produktart in den zugrunde liegenden Perioden ausschließlich im gleichen Geschäftstyp tätigen, ergeben sich zwei gruppenspezifische Markenvahlübergangsmatrizen mit jeweils nur m^2 Übergangswahrscheinlichkeiten. Ein Strukturvergleich dieser Übergangsmatrizen zeigt das Ausmaß, in dem das Markenvahlverhalten durch den Besuch einer anderen Einkaufsstätte beeinflusst wird. Darüber hinaus liefert eine prozentuale Gegenüberstellung von "Ladenwechslern" und "Nichtladenwechslern" Anhaltspunkte über die Ausprägung einer allgemeinen Geschäftstreue.

Diese Verfahrensweise ist allerdings an bestimmte verhaltens-theoretische Vorstellungen geknüpft. Im Falle einer Kette 1. Ordnung müssen die Übergangswahrscheinlichkeiten $p_{i(g),j(b)}$ bei einem Ladenwechsel, d.h. bei $g \neq b$, unabhängig von der zuvor gewählten Einkaufsstätte sein. Abhängigkeiten dürfen auch nicht für $g = b$ bestehen, wenn die Markenkäufe ausschließlich im gleichen Geschäftstyp erfolgen. Diese vereinfachenden Modellannahmen sind generell sicherlich nicht gerechtfertigt. Sie bewirken eine Nivellierung der tatsächlich vorhandenen ladenspezifischen Interdependenz des Markenvahlverhaltens innerhalb der beiden Konsumentengruppen. Aus diesem Grunde erscheint es zweckmäßig, zumindest für jene Nachfrager, die in den betrachteten Perioden ihre betreffenden Einkaufsstätten nicht wechseln, nach Geschäftsgruppen differenzierte Markenvahlmatrizen zu bestimmen. Damit besteht immerhin die Möglichkeit, neben

¹ Vgl. die Ausführungen auf S. 112.

den allgemeinen Auswirkungen eines Landenwechsels einkaufsstättenspezifische Unterschiede im Markenwahlverhalten aufzuzeigen. Eine derart detaillierte Gruppierung bringt zwangsläufig aber eine sehr aufwendige komparativ statische Kaufverhaltensbetrachtung mit sich. Für jede Nachfragegruppe sind die im Zeitablauf geordneten Markenwahlmatrizen zu untersuchen. Darüber hinaus müssen die strukturellen Unterschiede der jeweils einem Zeitpunkt zugeordneten Matrizen festgehalten werden. Nur dann ist überhaupt eine ladenspezifische Zuordnung der Erfolgswirksamkeit absatzpolitischer Maßnahmen möglich.

Die Berücksichtigung des Landenwahlaspektes im Markovansatz verursacht somit an sich keine prinzipiellen Modellierungsprobleme, wenn man von dem zusätzlichen Aufwand absieht, der aus der Simultanbetrachtung resultiert. Im Rahmen des Linearen Lernansatzes läßt sich diese Kombination beider Kaufverhaltensdimensionen infolge der größeren mathematischen Komplexität des Modells selbst nicht mehr so einfach bewerkstelligen. Angesichts der bisher zufriedenstellenden empirischen Ergebnisse des eindimensionalen Lernmodells bei der Laden- und Markenwahl sowie jener Modelleigenschaft, auch Kaufverhalten mit zero-order-Charakter und Markovcharakter beschreiben zu können, scheint gerade ein solcher Modellansatz erfolgversprechend zu sein.

Bei einer kombinierten Laden- und Markenwahlbetrachtung im Rahmen des Linearen Lernmodells sind beide Dimensionsentscheidungen jeweils durch einen Lernmechanismus zu erfassen. Unterstellt man, daß zunächst über die aufzusuchende Einkaufsstätte entschieden wird und die Markenwahlentscheidung erst im Einkaufsgeschäft selbst erfolgt, sind die Dimensionsentscheidungen entsprechend dieser "Abfolge" zu modellieren.

Ist $q_g(t)$ die a-priori-Wahrscheinlichkeit, in Periode t einen Kauf im Geschäft g zu tätigen, ergeben sich analog ¹ (4.65a)

¹ Vgl. S. 115.

und (4.65b) folgende Ladenwahl-Lernoperatoren ¹:

$$q_g(t+1) = \begin{cases} \alpha_g + \beta_g + \lambda_g q_g(t) & \text{wenn der t-te Kauf im Ge-} \\ & \text{schäft g erfolgte;} \\ \alpha_g + \lambda_g q_g(t) & \text{wenn der t-te Kauf in einem} \\ & \text{anderen Geschäft erfolgte.} \end{cases}$$

(5.20)

$q_g(t+1)$ kennzeichnet die durch die Operatoren transformierte a-posteriori-Wahlwahrscheinlichkeit für die g-te Einkaufsstätte.

Da der betreffende Markenkauf in verschiedenen Geschäftstypen vorgenommen werden kann, gilt dieser Lernmechanismus für den Besuch von $g = 1, 2, \dots, z$ Einkaufsstätten. Um damit in allen Kaufperioden stets die Bedingung $\sum_{g=1}^z q_g(t) = 1$ sicherzustellen, sind die Ladenwahloperatoren wie folgt zu modifizieren:

$$q_g(t+1) = \begin{cases} \alpha_g + \beta + \lambda q_g(t) & \text{wenn der t-te Einkauf im} \\ & \text{Laden g erfolgte;} \\ \alpha_g + \lambda q_g(t) & \text{wenn der t-te Einkauf in} \\ & \text{einem anderen Geschäft er-} \\ & \text{folgte.} \end{cases}$$

$$\text{mit } \sum_{g=1}^z \alpha_g = 1 - \beta - \lambda \quad (5.20a)$$

Die Parameter β und λ gelten dementsprechend für alle Geschäftstypen. Diese Modellannahme ist aus verhaltenstheoretischer Sicht sicherlich nicht zu rechtfertigen.

Die Kaufwahrscheinlichkeit für Marke 1 wird - wie die vorherige Diskussion aufzeigte - durch das ladenspezifische Marketingumfeld dieser Marke entweder im positiven oder negativen Sinne beeinflusst. Es gilt daher, für alle z Einkaufsstätten jeweils ein Lernmodell zur Beschreibung des Markenwahlverhaltens zu schätzen. In (5.21) ist dementsprechend $p_g(t)$ die Kaufwahrscheinlichkeit für Marke 1 im g-ten Ge-

¹ Vgl. im folgenden RAO, T.R., Modelling Consumer's..., a.a.O., S. 129 ff; derselbe, Computer Simulation..., a.a.O., S. 489 f.

schäft zur Kaufperiode t . Diese Kaufneigung wird durch die Markenwahloperatoren

$$p_g(t+1) = \begin{cases} \alpha'_g + \beta'_g + \lambda'_g p_g(t) & \text{wenn Marke 1 in Periode } t \text{ im} \\ & \text{Geschäft } g \text{ gekauft wurde;} \\ \alpha'_g + \lambda'_g p_g(t) & \text{wenn ein Konkurrenzprodukt in Periode } t \text{ im Geschäft } g \text{ be-} \\ & \text{vorzugt wurde.} \end{cases} \quad (5.21)$$

in die ladenspezifische a-posteriori-Kaufwahrscheinlichkeit $p_g(t+1)$ für Marke 1 transformiert. Führt eine der z Einkaufsstätten die Marke 1 überhaupt nicht, sind die ladenspezifischen Markenwahlparameter gleich Null. Damit ist ebenfalls $p_g(t+1) = 0$ gewährleistet.

Die gesuchte a-posteriori-Kaufwahrscheinlichkeit $p(t+1)$, die Marke 1 in der Periode zu erwerben, ist nun anhand der beiden Dimensionsmodelle zu berechnen. Diese Kaufneigung für Marke 1 ergibt sich als Summe der z mit den Ladenwahlwahrscheinlichkeiten $q_g(t+1)$ gewichteten, ladenspezifischen Markenwahlwahrscheinlichkeiten $p_g(t+1)$. Formal gilt also

$$p(t+1) = \sum_{g=1}^z q_g(t+1) p_g(t+1) . \quad (5.22)$$

Die höchst aufwendige Parameterschätzung eines derart komplizierten Linearen Laden-Markenwahl-Lernansatzes spricht sicherlich in erster Linie gegen die Verwendung des Modells für eine konkrete Analyse und Prognose des Kaufverhaltens¹. Denn neben den Parametern des Systems von z interdependenten

¹ RAO hat diesen Simultanansatz in das von ihm entwickelte Mikrosimulationsmodell RECIPE (Realistic Evaluation of Consumer's Interaction With Purchase Environment) eingearbeitet. Neben der Ladenwahl- und Markenwahldimension berücksichtigt RECIPE auch unterschiedliche Kaufmengen und Zwischenkaufzeiten. Vgl. hierzu folgende Veröffentlichungen von T.R. RAO: A Stochastic Model..., a.a.O., S. 17 ff; Computer Simulation..., a.a.O., S. 488 ff; Mathematical Models..., a.a.O., S. 44 ff. Das mit dem RECIPE vergleichbare NOMMAD-Simulationsmodell von HERNITER und COOK weist im Prinzip eine ähnliche Struktur auf. Es unterscheidet sich aber hinsichtlich der mathematischen Verknüpfung der einzelnen Verhaltensdimensionen.

Ladenwahlmodellen sind auch die Parameter von ebenfalls z ladenspezifischen Markenwahlmodellen zu schätzen, um die Beziehungen beider Kaufverhaltensdimensionen analytisch und prognostisch auswerten zu können.

Die Modellstruktur eines simultanen Lernmodells vereinfacht sich wesentlich, wenn man die Vorstellung von der sukzessiven Konkretisierung der Laden- und Markenwahlentscheidung fallen läßt. Wird stattdessen die gleichzeitige Realisierung beider Dimensionsentscheidungen unterstellt, muß lediglich die Definition von Kauf- und Ablehnungsoperator des eindimensionalen Grundmodells hinsichtlich eines möglichen Ladenwechsels bzw. Nichtladenwechsels erweitert werden. An die Stelle von zwei Operatoren treten vier rekursive, lineare Beziehungen. Im einzelnen gilt¹:

$$p(t+1) = \begin{cases} \alpha + \beta + \lambda p(t) & \text{wenn in } t \text{ Marke 1 gekauft wurde und von } t \text{ nach } t+1 \text{ kein Ladenwechsel erfolgt;} \\ \alpha + \lambda p(t) & \text{wenn in } t \text{ ein Konkurrenzprodukt gekauft wurde und von } t \text{ nach } t+1 \text{ kein Ladenwechsel erfolgt;} \\ \delta + \vartheta + \kappa p(t) & \text{wenn in } t \text{ Marke 1 gekauft wurde und von } t \text{ nach } t+1 \text{ ein Ladenwechsel erfolgt;} \\ \delta + \kappa p(t) & \text{wenn in } t \text{ ein Konkurrenzprodukt gekauft wurde und von } t \text{ nach } t+1 \text{ ein Ladenwechsel erfolgt.} \end{cases} \quad (5.23)$$

Wie (5.23) zu erkennen gibt, sind Kauf- und Ablehnungsoperator in der bekannten Formulierung sowohl für den Fall des Ladenwechsels als auch Nichtladenwechsel definiert. Damit handelt es sich bei diesem Laden-Markenwahl-Lernansatz im Grunde genommen lediglich um eine Kombination von zwei "normalen" Grundmodellen. Modellparameter sind α , β , λ , δ , ϑ und κ .

¹ Vgl. im folgenden PRASAD, V.K., RAO, T.R., A Model of Store-Brand Interaction, in: Marketing in Motion. Relevance in Marketing, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1971, Hrsg. F.C. ALLVINE, American Marketing Association, Chicago 1972, S. 539 ff.

Der Begriff Ladenwechsel bzw. Nichtladenwechsel bezieht sich im Rahmen dieser Modellformulierung nicht auf spezielle Geschäftstypen. Er kennzeichnet lediglich den Übergang von einer beliebigen Einkaufsstätte zu einer anderen bzw. das wiederholte Aufsuchen irgendeines Einkaufsgeschäftes. Das simultane Lernmodell ¹ nivelliert infolgedessen die ladenspezifischen Markenwahlunterschiede der Marke 1 und zeigt nur jene Konsequenzen auf, die aus einem generellen Ladenwechsel resultieren. Dieser aus verhaltenstheoretischer Sicht sicherlich gewichtige Nachteil des Modells muß allerdings hingenommen werden, um die selbst bei diesem Ansatz aufwendige Parameterschätzung in Grenzen zu halten.

Die Parameter dieses Laden-Markenwahl-Lernmodells sind als Minimum-Chi-Quadrat-Schätzwerte unter Verwendung der Prüfgröße ² (4.94) bzw. (4.96) zu bestimmen. Die Berechnung der bedingten, erwarteten relativen Modellhäufigkeiten

$\pi_{1/\omega_I, \omega_{II}}$ für den Kauf von Marke 1, wenn zuvor die Markenwahlsequenz ω_I realisiert wurde und mit der künftigen Kaufentscheidung für Marke 1 die Ladenwahlsequenz ω_{II} realisiert wird, ist wegen der Verdoppelung der Kaufverhaltensoperatoren zwangsläufig mathematisch komplizierter als beim eindimensionalen Lernmodell. Diese Berechnungen werden im folgenden exemplarisch für die Markenwahlsequenz $\omega_I = (1,0)$ und die Ladenwahlsequenz $\omega_{II} = (S,D)$ erläutert. Hierbei ist

1 Ein vom Aufbau vergleichbares Lernmodell mit ebenfalls vier Operatoren hat ZUFREYDEN entwickelt, das allerdings eine andere Zielsetzung verfolgt. ZUFREYDEN betrachtet anhand dieses Lernmodells die Einflußnahme der Anzeigenwerbung auf das Markenwahlverhalten. Im Vergleich zu (5.23) dienen wiederum zwei Operatoren der Beschreibung der Markenwahl, während die anderen beiden die Kaufwahrscheinlichkeit einer Marke unter dem Gesichtspunkt transformieren, ob der Konsument die betreffende Anzeige in der Periode t gesehen hat oder nicht. Da das allgemeine Konsumentenpanel solche Daten nicht liefert, wird auf eine Diskussion dieses Lernmodells verzichtet. Vgl. ZUFREYDEN, F.S., Media Scheduling: A Stochastic Dynamic Model Approach, MS, 19 (1973), S. 1395 ff; derselbe, Examining the Pattern of Response Behavior in a Media Model, MS, 22 (1975), S. 116 ff; LODISH, L.M., A Note on Modeling the Relationship of Diminishing Returns to Media Overlap for the Media Planning Problem, MS, 22 (1973), S. 111 ff.

2 Vgl. S. 141 f.

die Ladenwahlsequenz wie folgt zu interpretieren: Während S (= same) bedeutet, daß der vorletzte und letzte Markenkauf im gleichen Geschäftstyp erfolgte, heißt D (= different), daß der künftige Markenkauf im Vergleich zum letzten mit einem Geschäftswechsel verbunden ist.

Kennzeichnet $p(0)$ die a-priori-Wahrscheinlichkeit eines Konsumenten, die Marke 1 zu erwerben, ist die bedingte, erwartete relative Modellhäufigkeit $\Pi_{1/\omega_I, \omega_{II}}$ allgemein durch

$$\Pi_{1/\omega_I, \omega_{II}} = \int_0^1 P(1/\omega_I, \omega_{II}, p(0)) P(p(0)/\omega_I, \omega_{II}) dp(0) \quad (5.24)$$

bestimmt. Es gilt also zunächst, die beiden Einzelwahrscheinlichkeiten von (5.24) zu berechnen.

Die Wahrscheinlichkeit $P(1/\omega_I, \omega_{II}, p(0))$ ist für ein gegebenes $p(0)$ unter Verwendung des 1. und 4. Operators von (5.23) zu bestimmen. Hierfür ergibt sich¹:

$$P(1/\omega_I, \omega_{II}, p(0)) = \delta + \kappa(\alpha - \beta) + \lambda \kappa p(0) \quad (5.25)$$

Aufwendiger ist die Berechnung der Wahrscheinlichkeit $P(p(0)/\omega_I, \omega_{II})$ aus (5.24) mit Hilfe des BAYESSchen Theorems

$$P(p(0)/\omega_I, \omega_{II}) = \frac{P(\omega_I/\omega_{II}, p(0)) P(p(0)/\omega_{II})}{\int_0^1 P(\omega_I/\omega_{II}, p(0)) P(p(0)/\omega_{II}) dp(0)} \quad (5.26)$$

Wird zwischen der Ladenwahlsequenz ω_{II} und der a-priori-Kaufwahrscheinlichkeit $p(0)$ Unabhängigkeit unterstellt, kann man

$$P(p(0)/\omega_{II}) = P(p(0)) = f(p(0))$$

¹ Vgl. die entsprechenden Ausführungen für das eindimensionale Lineare Lernmodell auf S. 143 ff.

schreiben, wobei $f(p(0))$ die Wahrscheinlichkeitsdichte der anfänglichen Kaufneigungsheterogenität ist. Da $\omega_I = (1,0)$ und $\omega_{II} = (S,D)$ sowie

$$P(\omega_I/\omega_{II}, p(0)) = P(1/p(0)) P(0/1, S, p(0)) \quad (5.27)$$

gilt, ergibt sich für $P(\omega_I/\omega_{II}, p(0))$ unter Verwendung des 1. Operators

$$P(\omega_I/\omega_{II}, p(0)) = p(0) (1-\alpha-\beta) - \lambda p^2(0) . \quad (5.28)$$

Der Nenner von (5.26) ist demnach bestimmt durch

$$\begin{aligned} & \int_0^1 P(\omega_I/\omega_{II}, p(0)) P(p(0)/\omega_{II}) dp(0) \\ &= \int_0^1 (p(0) (1-\alpha-\beta) - \lambda p^2(0)) f(p(0)) dp(0) \\ &= \mu_1 (1-\alpha-\beta) - \lambda \mu_2 \end{aligned} \quad (5.29)$$

mit $\mu_1 = E[p(0)]$ und $\mu_2 = E[p^2(0)]$, dem 1. und 2. nichtzentrierten Moment von $f(p(0))$. Mit Hilfe von (5.27) und (5.28) läßt sich somit (5.26) berechnen. Setzt man dann (5.26) und (5.25) in die ursprüngliche Bestimmungsgleichung (5.24) ein, ergibt sich die gesuchte bedingte, relative Modellhäufigkeit $\pi_{1/\omega_I, \omega_{II}}$ als:

$$\pi_{1/\omega_I, \omega_{II}} = \delta + \kappa(\alpha+\beta) + \lambda \kappa \frac{\mu_2(1-\alpha-\beta) - \mu_3\lambda}{\mu_1(1-\alpha-\beta) - \mu_2\lambda} \quad (5.30)$$

$\mu_3 = E[p^3(0)]$ ist hierbei das 3. nichtzentrierte Moment von $f(p(0))$.

In gleicher Weise sind die 15 anderen bedingten, erwarteten Modellhäufigkeiten bei dieser Sequenzlänge von je zwei Markenwahl- und Ladenwahlentscheidungen zu bestimmen¹. Der

¹ Vgl. die vollständige Auflistung bei PRASAD, V.K., RAO, T.R., A Model of Store-Brand Interaction, a.a.O., S. 541.

Parametervektor ¹ θ umfaßt mit α , β , λ , δ , ϑ und κ sowie μ_1 , μ_2 und μ_3 insgesamt neun unbekannte Parameter, so daß für die Minimum-Chi-Quadrat-Schätzung sechs Freiheitsgrade verbleiben.

Versucht man Vor- und Nachteile dieser Laden-Markenwahlmodelle insgesamt zu würdigen, so liefern solche Kaufverhaltensansätze sicherlich eine realistischere Beurteilung und Prognose der gegenwärtigen Marktsituation. Sie bieten die Möglichkeit, das Absatzmittlerverhalten direkt mit in die Betrachtung einzubeziehen. Die größere Realitätsnähe erfordert aber bei weitem komplexere Modellstrukturen.

5.3 MÖGLICHKEITEN DER ZURECHNUNG DER EINFLUSSNAHME VON MARKETINGINSTRUMENTEN

Die bislang diskutierten Modellansätze analysieren und prognostizieren die Markenwahlentscheidungen der Konsumenten stets als Ausdruck aller kaufentscheidenden endogenen und exogenen Einflußfaktoren. Die Marketingplanung der Hersteller erleichterte sich wesentlich, wenn es gelänge, die Einflußnahme der absatzpolitischen Instrumente von den übrigen Markenwahldeterminanten zu trennen und die Auswirkungen von Variationen im Einsatz solcher Maßnahmen auf die Kaufwahrscheinlichkeiten aufzuzeigen. Für diese Aufgabenstellung eignet sich jeweils weder das mit nichtstationären Parametern ausgestattete "Dynamic-Inference"-Modell von HOWARD noch der Markovansatz von HAASE. Abgesehen davon, daß sich die Wahlwahrscheinlichkeiten im Zeitablauf nur relativ unflexibel verändern, wird in beiden Modellen die Einflußnahme aller kaufentscheidenden Faktoren summarisch durch den Zeitparameter beschrieben ². Eine isolierte Zurechnung der Auswirkungen von Variationen bestimmter absatzpolitischer Maßnahmen

¹ Vgl. S. 141.

² Vgl. S. 193 ff.

auf das Kaufverhalten ist daher nicht möglich. Das gilt ebenfalls für eine komparativ statische Markenwahlbetrachtung, die aber unter bestimmten Voraussetzungen zumindest eine indirekte Zuordnung der Kaufverhaltensreaktionen dynamischer Marktphasen gestattet ¹.

Will man die Auswirkungen von Variationen bestimmter Marketinginstrumente auf das Markenwahlverhalten direkt und isoliert erfassen, so ist ein funktionaler Zusammenhang zwischen den absatzpolitischen Instrumentvariablen und den Modellparametern herzustellen. Solche Modellansätze werden als "variable" Markenwahlmodelle bezeichnet. Die hierfür notwendigen Marktinformationen liefert in begrenztem Umfange ebenfalls das allgemeine Konsumentenpanel. Mit seiner Berichterstattung über Preise, Preisnachlässe bei Verkaufsförderungsaktionen und Distributionsgrade der einzelnen Produkte sind zumindest für diese absatzpolitischen Instrumentvariablen die datenmäßigen Voraussetzungen gegeben, um invariante Kaufverhaltensreaktionen bei den kurzen Einkaufszyklen der Konsumenten aufzudecken. Man sollte allerdings stets bedenken, daß in der Regel auch die Annahme der zeitlichen Invarianz der quantifizierten funktionalen Zusammenhänge aufgrund der allgemeinen Marktdynamik längerfristig nicht haltbar ist.

Das zero-order-Modell ist für eine solche Kaufverhaltensanalyse nur bedingt geeignet. Aufgrund der im Zeitablauf unabhängigen Markenwahlentscheidungen wirkt sich eine Variation von absatzpolitischen Maßnahmen und der hieraus folgenden Kaufverhaltensdynamisierung lediglich in veränderten Marktanteilen aus. Die ebenfalls variierenden Markenwechselbeziehungen werden jedoch nicht erfaßt. Nur über die zusätzliche Annahme der Hendry-Verhaltenshypothese ² sind hierüber im nachhinein eventuell Aussagen abzuleiten.

Die folgenden Ausführungen beschränken sich in erster Linie auf den variablen regressionsanalytischen Markovansatz und

1 Vgl. S. 200 ff.

2 Vgl. S. 67 ff.

auf einen variablen Lernansatz. Darüber hinaus wird sich zeigen, daß sich eine variable regressionsanalytische zero-order-Modellbetrachtung strukturell nicht vom variablen regressionsanalytischen Markovansatz unterscheidet.

5.3.1 DER REGRESSIONSANALYTISCHE MARKOVANSATZ

Das wohl ausgereifteste variable Markenwahlmodell ist der regressionsanalytische Markovansatz 1. Ordnung, der auf Arbeiten von L.G. TELSER¹ Anfang der sechziger Jahre zurückgeht. Die der Periode t zugeordneten Übergangswahrscheinlichkeiten $p_{ij}(t)$ werden als erklärte abhängige Variable einer Regressionsfunktion betrachtet, in der die das Markenwahlverhalten beeinflussenden absatzpolitischen Instrumente dieser Periode als erklärende (unabhängige) Variable auftreten. Unterstellt man eine lineare Beziehung zwischen diesen Variablen, gilt

$$p_{ij}(t) = a_0^{ij} + a_1^{ij} Y_1(t) + \dots + a_d^{ij} Y_d(t) + \dots + a_r^{ij} Y_r(t) + \epsilon_{ij}(t) \quad (5.31)$$

für $t = 1, 2, \dots$. Y_d kennzeichnet die absatzpolitischen Maßnahmen $d = 1, 2, \dots, r$, die für die Änderung der Übergangswahrscheinlichkeit $p_{ij}(t)$ verantwortlich sind². a_d^{ij} sind die zugehörigen Regressionskoeffizienten, die Richtung und Ausmaß der Veränderung der bedingten Wahrscheinlichkeit $p_{ij}(t)$ bestimmen. $\epsilon_{ij}(t)$ erfaßt die durch diesen multiplen Regres-

1 Vgl. TELSER, G.L., The Demand For Branded Goods..., a.a.O., S. 301 ff; derselbe, Least-Square Estimates..., a.a.O., S. 276 ff; derselbe, Advertising and Cigarettes, JoPE, 70 (1962), S. 487 ff.

2 W.T. DENT formuliert ein im Vergleich hierzu relativ einfaches variables Markovmodell. Er wählt keinen Regressionsansatz, sondern variiert $p_{ij}(t)$ direkt in Abhängigkeit von der relativen Veränderung eines Marketinginstrumentes. Vgl. State Substitution and the Estimation of Transition Probabilities, MS, 19 (1973), S. 1084 f.

sionsansatz nicht erklärbaren Restbeträge ¹.

Als Maß für die Strenge des linearen, funktionalen Zusammenhanges in (5.31) gilt der multiple Korrelationskoeffizient R . Sein Quadrat, das Bestimmtheitsmaß R^2 , gibt den Anteil der Varianz von $p_{ij}(t)$ an, der durch den Regressionsansatz erklärt werden kann.

Da das Konsumentenpanel nur Marktinformationen über Preise (H), Preisnachlässe bei Verkaufsförderungsaktionen (V) und über den Distributionsgrad (D) der einzelnen Produkte liefert, stehen für eine Kaufverhaltensanalyse anhand des variablen Markovmodells lediglich diese drei Marketinginstrumente zur Verfügung. Um die Einflußnahme des Aktivitätsniveaus einer Marketingmaßnahme, die der Hersteller der Marke i bzw. j realisiert, den Übergangswahrscheinlichkeiten $p_{ij}(t)$ zurechnen zu können, werden die Y_d in den konkreten Ausprägungen H , D und V in der Regel als relative Variable definiert ². Ist $H_i(t)$ der von Panelhaushalten durchschnittlich bezahlte Preis für Marke i in Periode t und $H_j(t)$ der Durchschnittspreis von Marke j in t , so ergibt sich als relative Preisvariable ³ $H^{ij}(t) = H_i(t)/H_j(t)$. Falls den Marken i und j eine sehr unterschiedliche Marktgelung zukommt, ist unter Umständen eine zusätzliche Gewichtung von $H_i(t)$ und $H_j(t)$ durch den zugehörigen langfristigen Marktanteil empfehlenswert.

In gleicher Form läßt sich die relative Distributionsvariable für die Marken i und j definieren. Sie ergibt sich dementsprechend als $D^{ij}(t) = D_i(t)/D_j(t)$. Hierbei sind $D_i(t)$ und $D_j(t)$ die durchschnittlichen Distributionsgrade von i und j , die

¹ Vgl. JOHNSTON, J., *Econometric Methods*, 2. Aufl., New York 1972, S. 121 f.

² Vgl. MacLACHLAN, D.L., *A Model...*, a.a.O., S. 370; derselbe *Market Responsive Demand Models...*, a.a.O., S. 69 ff; LEEFLANG, P.S., *Mathematical Models...*, a.a.O., S. 136 ff.

³ Eine im Vergleich hierzu unverhältnismäßig komplizierte Variablendefinition wählt DUHAMEL, W.F., *The Use of Variable Markov Processes as a Partial Basis of the Determination and Analysis of Market Segments*, Ph.D.Diss., Stanford University 1966, S. 59 ff.

unter Umständen wiederum markenspezifisch mit dem langfristigen Marktanteil gewichtet werden sollten. Als relative Verkaufsförderungsvariable gilt entsprechend $V^{ij}(t) = V_i(t)/V_j(t)$ für Periode t . $V_i(t)$ bzw. $V_j(t)$ ist die Differenz zwischen dem "normalen" Durchschnittspreis für Marke i bzw. j und dem Preis, der durchschnittlich im Rahmen von Verkaufsförderungsaktionen gefordert wird. Somit gilt entsprechend (5.31) folgende Regressionsfunktion ¹:

$$p_{ij}(t) = a_0^{ij} + a_1^{ij} H_1^{ij}(t) + a_2^{ij} D_2^{ij}(t) + a_3^{ij} V_3^{ij}(t) + \epsilon_{ij}(t)$$

für $t = 1, 2, \dots$ (5.32)

Für alle m^2 Übergangswahrscheinlichkeiten ist nach (5.32) ein System von m^2 Gleichungen unter Verwendung des Kriteriums der Minimierung der Summe der quadratischen Abweichungen zu schätzen. Damit besteht die Möglichkeit, für geplante Variationen der drei Marketinginstrumente entsprechende Übergangsmatrizen bei angenommener Konstanz der Konkurrenzaktivitäten zu prognostizieren. Diese Matrizen beschreiben dann das zu erwartende Markenwahlverhalten der Konsumenten bei unterschiedlichem Aktivitätsniveau der Marketingvariablen. Hierbei dürfte es relativ unbedeutend sein, daß $H_i(t)$, $D_i(t)$ und $V_i(t)$ als Durchschnittswerte definiert wurden, die a-priori unbekannt sind. Man wird aber in der Regel z.B. bei einer 10 %-igen Preissenkung einer speziellen Marke i unterstellen können, daß sich der Durchschnittspreis $H_i(t)$ ebenfalls in diese Richtung bewegt. Genaue Marktkennntnisse sind allerdings für eine verlässliche Prognose dieser Veränderungsrate erforderlich.

Die Auswirkungen einer solchen Preissenkung der Marke i auf die Übergangswahrscheinlichkeiten $p_{i,j}(t)$ und $p_{j,i}(t)$, die die Konkurrenzbeziehungen zu einer bestimmten Marke j erfassen, zeigen die geschätzten Regressionskoeffizienten

¹ Es dient der Übersicht, die erklärenden Variablen des Regressionsansatzes anhand von Subindizes durchnummerieren. Daher wird dem üblichen Vorgehen folgend H_1^{ij} , D_2^{ij} und V_3^{ij} anstelle von H^{ij} , D^{ij} und V^{ij} geschrieben.

$a_1^{i'j'}$ und $a_1^{j'i'}$ an. Sinkt der Preis der Marke i' , ist in der Regel zu erwarten, daß sich infolge dieser Preisreduzierung die bedingte Übergangswahrscheinlichkeit $p_{i,j}(t)$ für einen Markenwechsel von i' nach j' verringert. Umgekehrt wird sich die bedingte Wahrscheinlichkeit $p_{j,i}(t)$ für einen Wechsel von j' nach i' aufgrund dieser Preissenkung von i' vergrößern. Aus ökonomischer Sicht ist somit $a_1^{i'j'}$ ein negatives und $a_1^{j'i'}$ ein positives Vorzeichen zuzuordnen. Die Veränderung dieser beiden Übergangswahrscheinlichkeiten fällt umso stärker aus, je größer der Absolutbetrag von $a_1^{i'j'}$ und $a_1^{j'i'}$ ist. In gleicher Weise lassen sich die Regressionskoeffizienten a_2^{ij} und a_3^{ij} bei Variation von D_2^{ij} und V_3^{ij} interpretieren.

Multipliziert man die für ein bestimmtes Aktivitätsniveau prognostizierte Übergangsmatrix fortlaufend mit der derzeit gültigen Marktanteilsverteilung, können für die darauf folgenden Perioden Kaufverhaltensprognosen erstellt werden. Die Übergangsmatrix ist für diese Berechnungen wiederum stationär zu halten. Das gilt ebenfalls für die Bestimmung der meisten entscheidungsrelevanten Kennzahlen, die im Rahmen des stationären Markovmodells erörtert wurden ¹.

Die Schätzung des Systems von m^2 multiplen Regressionsgleichungen beruht auf Übergangswahrscheinlichkeiten und auf Meßwerten des Aktivitätsniveaus der Marketinginstrumente von $t = 1, 2, \dots$ Perioden, so daß die geschätzten Koeffizienten lediglich durchschnittliche Reaktionen beschreiben können. Die nach (5.32) prognostizierten Kaufverhaltensreaktionen der Konsumenten bei Variation der absatzpolitischen Instrumente stellen somit ebenfalls nur durchschnittliche Kaufverhaltensreaktionen dar. Will man den zeitlichen Effektivitätsverlauf etwa einer Verkaufsförderungsaktion selbst untersuchen, ist eine komparativ statische Markenwahlanalyse auf der Grundlage von stationären Ketten durchzuführen ².

1 Vgl. S. 95 ff.

2 Vgl. S. 196 ff.

Häufiger als dieser variable Markovansatz finden sogenannte Marktanteilsmodelle in der Literatur Verwendung ¹. Dabei wird die Wirkung absatzpolitischer Instrumente auf die Marktanteile konkurrierender Marken einer Produktart anhand eines simultanen, regressionsanalytischen Gleichungssystems quasi im Sinne eines makroanalytischen, nichtstationären zero-order-Modells untersucht. Meßwerte sind in diesem Falle somit "nur" Marktanteile und die Aktivitätsniveaus der Marketinginstrumente. Vergleicht man die Struktur dieser Modelle miteinander, so wird erkennbar, daß sich die Ansätze prinzipiell nicht unterscheiden ². Dem variablen Markovansatz ist lediglich ein höherer Informationsgehalt zuzuschreiben, da dieser auch die Markenwiederkauf- und Markenwechselkaufbeziehungen darstellt.

Diese an sich prinzipielle Strukturgleichheit der Modelle kommt ebenfalls in der Technik der Parameterschätzung zum Ausdruck. Formuliert man für jede Zeile der Übergangsmatrix ein "eigenständiges", simultanes Regressionsmodell, sind die gleichen ökonometrischen Schätztechniken wie bei den erprobten Marktanteilsmodellen zu verwenden. Da sich die Marktanteile und die Übergangswahrscheinlichkeiten einer Zeile stets zu 1 addieren und somit nur $m-1$ Anteilswerte und Wahrscheinlichkeiten frei wählbar sind, werden zur Parameterschätzung allerdings spezielle ökonometrische Schätztechniken benötigt ³.

Die empirischen Markenwahlstudien der Literatur, denen das regressionsanalytische Markovmodell zugrunde liegt, verwenden

1 Vgl. z.B. NAERT, P.A., BULTEZ, A., Logically Consistent Market Share Models, JoMR, 10 (1973), S. 334 ff; BECKWITH, N.E., Concerning the Logical Consistency of Multivariate Market Share Models, JoMR, 10 (1973), S. 341 ff; derselbe, Multivariate Analysis of Sales Response Competing Brands of Advertising, JoMR, 9 (1972), S. 168 ff.

2 Vgl. STEFFENHAGEN, H., Theorie und Messung..., a.a.O., S. 22 f.

3 Vgl. z.B. JOHNSTON, J., Econometric Methods, a.a.O., S. 208 ff; McGUIRE, T.W., FARLEY, J.U., LUKAS, R.E., RING, L.W., Estimation and Inference for Linear Models in which Subsets of the Dependent Variables are Constrained, JASA, 63 (1968), S. 1201 ff.

in der Mehrzahl lediglich makroanalytische Daten¹. Die Autoren, die bei ihren Analysen von Paneldaten ausgehen², sind bei weitem in der Minderheit³. Ein Grund hierfür ist sicherlich die begrenzte Zahl von Marketinginstrumenten, über deren Aktivitätsniveau Panels berichten. Makrodaten liegen hingegen vielfach auch für solche Instrumente vor, die - wie etwa die klassische Werbung - einen erheblichen Einfluß auf das Kaufverhalten ausüben. Abgesehen von diesem Problem der Datenbeschaffung haben aber regressionsanalytische Markovmodelle auf der Basis von Mikrodaten⁴ den Vorteil, heterogenes Kaufverhalten im Modellansatz direkt berücksichtigen zu können. Den Ausführungen

-
- 1 Vgl. z.B. TELSER, L.G., The Demand for Branded Goods..., a.a.O., S. 313; derselbe, Advertising and Cigarettes, a.a.O., S. 487 ff; KUEHN, A.A., A Model for Budgeting Advertising, in: Mathematical Models and Methods in Marketing, Hrsg. F.M. BASS u.a., Homewood 1961, S. 315 ff; DENT, W.T., Application of Markov Analysis to International Wool Flows, RoEaS, 49 (1967), S. 613 ff; EZZATI, A., Forecasting Market Share of Alternative Home-Heating Units by Markov Process Using Transition Probabilities Estimated from Aggregate Time Series Data, MS, 21 (1974), S. 469 ff; LEEFLANG, P.S., Mathematical Models..., a.a.O., S. 137 ff.
 - 2 Vgl. hierzu z.B. DUHAMEL, W.F., The Use..., a.a.O., S.54 ff; HALLBERG, M.C., Projecting the Size Distribution of Agricultural Firms - An Application of a Markov Process with Non-Stationary Transition Probabilities, JoFE, 51 (1969), S. 295 ff; MacLACHLAN, D.L., A Model of Intermediate Market Response, a.a.O., S. 381 ff.
 - 3 Im Vergleich zur variablen Modellformulierung, die auf Mikrodaten aufbaut, unterscheidet sich der variable Ansatz auf der Basis von Makrodaten dadurch, daß im Rahmen dieses Modells auch die Übergangswahrscheinlichkeiten aus Makrodaten geschätzt werden müssen. Vgl. eine Gegenüberstellung bei DENT, D.T., CHERVANY, N.L., BALLINTINE, R., Estimation of Transition Probabilities in Markov Chains, Working Paper Series 7021, University of Rochester, Mai 1970, S. 14 ff.
 - 4 Auf Mikrodaten baut ebenfalls ein von NAKANISHI entwickeltes variables Markenwahlmodell auf, das sich ausschließlich für eine Kaufverhaltensanalyse im Rahmen einer Produktneueinführung eignet. Das Modell unterscheidet sich deshalb wesentlich von dem hier diskutierten Ansatz. Vgl. NAKANISHI, M., Advertising and Promotion Effects on Consumer Response to New Products, JoMR, 10 (1973), S. 242 ff. Vgl. zu den speziellen Problemen der Analyse und Prognose des Kaufverhaltens bei Neuprodukten denselben, A Model of Reaction to New Products, Ph.D.Diss., University of California, Los Angeles 1968, S. 37 ff.

von LEEFLANG zufolge gestattet darüber hinaus die Verwendung von Mikrodaten eine Parameterschätzung sowohl bei additiver als auch multiplikativer Verknüpfung der Marketingvariablen¹. Mit dem multiplikativen Modell wird den Interaktionseffekten zwischen Marketinginstrumenten Rechnung getragen, d.h. die partielle, marginale Absatzwirkung jedes Instrumentes hängt vom Niveau der anderen absatzpolitischen Maßnahmen ab.

5.3.2 EIN SPEZIELLER LERNANSATZ

Die beim variablen regressionsanalytischen Markovansatz verfolgte Modellkonzeption, die Parameter des Markovprozesses als abhängige Variable und die Marketinginstrumente als unabhängige Variable zu betrachten, läßt sich nur bedingt auf das Lineare Lernmodell übertragen. Da die obere Kaufneigungsgrenze p_o umso schneller erreicht wird, je kleiner $\alpha + \beta$ ist², könnte man durchaus im Rahmen einer Regressionsanalyse der Frage nachgehen, in welchem Ausmaß Marketinginstrumente die Konvergenzgeschwindigkeit der Kaufwahrscheinlichkeiten bei fortlaufender Wiederwahl der Marke 1 beeinflussen. In gleicher Weise ließe sich prüfen, durch welche absatzpolitischen Maßnahmen ein Hersteller die obere und untere Kaufneigungsgrenze $p_o = (\alpha + \beta) / (1 - \lambda)$ bzw. $p_u = \alpha / (1 - \lambda)$ beeinflussen kann. Damit besteht theoretisch die Möglichkeit, durch Auflösen des Systems von drei Gleichungen nach α , β und λ die Modellparameter für jede geplante Variation der Marketinginstrumente bei unterstellter Konstanz der Konkurrenzaktivitäten zu prognostizieren. Fraglich ist allerdings, ob diese drei, isoliert nebeneinander geschätzten Regressionsgleichungen Schätzwerte für α , β und λ liefern, die eine Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten im Intervall $[0,1]$ für alle Perioden sicherstellen.

1 Vgl. LEEFLANG, P.S., Mathematical Models..., a.a.O., S. 122 ff.

2 Vgl. die Ausführungen auf S. 134.

Das einzige variable Lernmodell, in dem die Regressionsanalyse in vergleichbarer Weise Verwendung findet, ist der von HAINES modifizierte Lernansatz zur Analyse und Prognose des Kaufverhaltens bei Neuprodukten ¹. Der Ablehnungsoperator ist aufgrund dieser besonderen Marktsituation lediglich ein Identitätsoperator ². HAINES approximiert im Rahmen seiner Modellbetrachtung die sogenannte "fixed-point-form" des Kaufoperators

$$p^{(1)}(t+1) = p_0 + \lambda(p(t) - p_0) \quad (4.72)^3$$

in eine stetige Funktion, die eine Regressionsschätzung der damit noch verbleibenden Modellparameter p_0 und λ gestattet. Hierbei gibt λ als Maß für die Konvergenzgeschwindigkeit Auskunft über die Länge der Einführungsphase, bis sich das Neuprodukt bei einem bestimmten Nachfrageniveau am Markt etabliert hat. Um die Auswirkungen von Verkaufsförderungs- und Werbemaßnahmen sowie den Distributionsgrad auf das Markenwahlverhalten untersuchen zu können, werden in einem ergänzenden Regressionsansatz jeweils die Schätzwerte von p_0 und λ als abhängige Variable dieser Marketinginstrumente betrachtet ⁴.

Der Lernansatz von HAINES eignet sich allerdings kaum zur Analyse und Prognose des Kaufverhaltens für bereits an Markt konkurrierende Erzeugnisse. Das gilt selbst dann, wenn statt eines Identitätsoperators ebenfalls der allgemeine Ablehnungsoperator in der "fixed-point-form" verwendet wird ⁵, um die Konkurrenzbeziehungen zum Markenagglomerat 0 zu erfassen ⁶. Bei einer solchen Modellerweiterung müßte zusätzlich auch die anfängliche Kaufneigungsheterogenität der Konsumenten berücksichtigt werden ⁷.

1 Vgl. die Modellkritik auf S. 160 f.

2 Vgl. S. 160.

3 Vgl. S. 122 f.

4 Vgl. HAINES, G.H., Jr., A Theory..., a.a.O., S. 649 f.

5 Vgl. (4.74) auf S. 123.

6 Vgl. HAINES, G.H., Jr., A Theory..., a.a.O., S. 651 ff.

7 Vgl. die Diskussion auf S. 137 f.

Erfolgversprechender als eine regressionsanalytische Erweiterung des Lernansatzes ist die von G.L. LILIEN vorgeschlagene variable Modellformulierung, die darüber hinaus lerntheoretisch überzeugender wirkt ¹. LILIEN gruppiert die kaufentscheidenden Einflußfaktoren in zwei, sich gegenseitig ausschließende Einflußsphären, die sich additiv bei jeder Marktwahlentscheidung ergänzen. Die eine Einflußsphäre erfaßt die durch das absatzpolitische Instrumentarium der Hersteller ausgeübte Kaufbeeinflussung, während der anderen die kaufentscheidenden Eindrücke der übrigen endogenen und exogenen Einflußfaktoren zuzurechnen sind. Die Marktwahldeterminanten, die nicht zum absatzpolitischen Instrumentarium zählen, bewirken einen Lernprozeß, der durch das Lineare Lernmodell formuliert wird.

Das Lernverhalten der Konsumenten prägt somit nur den "Teil" der Kaufentscheidung, der von Marketingmaßnahmen unberührt bleibt. Diese Formalisierung des Entscheidungsverhaltens wirkt durchaus nicht unbegründet, wenn man zunächst die Einflußnahme des preispolitischen Instrumentariums der Anbieter auf das Kaufverhalten der Konsumenten untersucht. Bei dem in der Regel homogenen Konsumgüterangebot des täglichen Bedarfs und der wachsenden Verbraucheraufklärung ist der Preis sicherlich nicht ein unwichtiges Marktwahlkriterium.

Ist C das Preisbewußtsein der Konsumenten, das je nach Bedeutung für den Kaufentscheid Werte im Bereich von 0 bis 1 annehmen kann, zeichnet sich eine relativ einfache Möglichkeit ab, die additive Wirkungsweise der beiden kaufbestimmenden Einflußsphären zu formulieren. Die bisher ausschließliche Maßgeblichkeit des Lernprozesses für die Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten von Marke 1 in den Perioden $t > 0$ wird modellmäßig aufgegeben, wenn man die durch Kauf- und Ablehnungsoperator transformierten Kaufwahrscheinlichkeiten mit $(1-C)$ multi-

¹ Vgl. zu diesen Ausführungen LILIEN, G.L., A Modified Linear Learning Model..., a.a.O., S. 48 ff; derselbe, Application of a Modified Linear Learning Model of Buyer Behavior, JOMR, 11 (1974), S. 279 ff; derselbe, A Modified Linear Learning Model of Buyer Behavior, MS, 20 (1974), S. 1027 ff.

pliziert. Ist $\phi(d(t+1))$ im Intervall $[0,1]$ der Wert einer Preisreaktionsfunktion, wenn sich die in $t+1$ beobachtete durchschnittliche Preisdifferenz d von Marke 1 und 0 auf $d(t+1)$ beläuft, ist ebenso jener additive Modellbestandteil definiert, der die kaufentscheidenden Impulse des Preisinstrumentariums aufnimmt. Wird entsprechend der obigen Lernbegrenzung durch $(1-C)$ nun $\phi(d(t+1))$ mit C gewichtet, ist die Einflußnahme der Preisvariablen auf die Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 für $t > 0$ bestimmt. Formal gilt also:

$$p(t+1) = (1-C) (\alpha + \beta X(t) + \lambda p(t)) + C \phi(d(t+1)) \quad (5.33)$$

$X(t)$ ist wiederum eine 0-1 Variable, die beim Kauf von Marke 1 den Wert 1 und bei Wahl von Marke 0 den Wert 0 annimmt.

Als Funktionstyp für die Preisreaktionsfunktion wählt LILIEN aufgrund der Struktur der vorliegenden Preisinformationen das Komplement der Verteilungsfunktion einer Normalverteilung f_N , d. h.

$$\phi(d(t+1)) = 1 - \int_0^{d(t+1)} f_N(x/\mu; \sigma^2) dx \quad (5.34)$$

mit dem Erwartungswert μ und der Varianz σ^2 . Ihre Werte streben für kleine oder negative Preisdifferenzen gegen 1, für große gegen 0.

Vergleicht man (5.33) mit dem einfachen Lernmodell

$$p(t+1) = \alpha + \beta X(t) + \lambda p(t), \quad (4.65c)^1$$

wird die verwandte Modellstruktur beider Lernansätze erkennbar. Je geringer das Preisbewußtsein C der Konsumenten ausgebildet ist, umso stärker erweist sich die Einflußnahme des Lernverhaltens bei der Markenwahl. Bei $C = 0$ stimmen (5.33) und (4.65c) überein, so daß die Transformation der Kaufwahrscheinlichkeiten ausschließlich aus lerntheore-

¹ Vgl. S. 120.

tischer Sicht erfolgt. Hingegen ist bei $C = 1$ die für die kommende Periode gültige Kaufwahrscheinlichkeit der Marke 1 allein eine Funktion des Preises. Bei "vollkommen" preisbewußten Käufern erfolgt die Wahrscheinlichkeitstransformation lediglich anhand der Preisreaktionsfunktion nach Maßgabe der jeweils beobachteten Preisdifferenz.

Die zur Analyse und Prognose des Kaufverhaltens notwendigen Prozeßkennzahlen sind beim variablen Lernansatz in gleicher Weise zu bestimmen wie beim einfachen Linearen Lernmodell. Aufgrund der erweiterten Modellstruktur sind allerdings diese Berechnungen weitaus aufwendiger. Um den Aufbau der Kennzahlen beider Lernansätze miteinander vergleichen zu können, werden die wichtigsten Kennzahlen im folgenden skizziert.

Lernen die Konsumenten bei fortlaufendem Kauf von Marke 1 oder bei ständiger Wiederwahl von Marke 0 stets nur "unvollkommen", so konvergieren die Kaufwahrscheinlichkeiten bei im Zeitablauf konstanten Preisdifferenzen d und $0 \leq C \leq 1$ zur oberen und unteren Kaufneigungsgrenze $p_O^L(d)$ und $p_U^L(d)$. Hierbei ist die Differenz von $p_O^L(d)$ und $p_U^L(d)$ umso größer, je stärker das Preisbewußtsein C ausgebildet ist. Wird $C = 1$ gesetzt, gilt auch $p_O^L(d) - p_U^L(d) = 1$. Ist hingegen ein bestimmtes Preisbewußtsein der Ausprägung $C = c$ zu beobachten, ergeben sich mit p_O^L und p_U^L obere und untere Kaufneigungsgrenzen, die unabhängig von d sind. Diese sind durch

$$p_O^L = \frac{(1-c)(\alpha+\beta) + c}{1 - (1-c)\lambda} \quad \text{und} \quad p_U^L = \frac{(1-c)\alpha}{1 - (1-c)\lambda} \quad (5.35)$$

bestimmt. Das Preisbewußtsein der konkreten Ausprägung $C = c$ bewirkt somit im Vergleich zu p_O und p_U des einfachen Lernmodells eine Senkung der oberen und unteren Kaufneigungsgrenze¹. Dieser Effekt zeichnet sich bereits in (5.33) ab. Infolge der beim variablen Lernansatz vorgenommenen Gewichtung von (4.65c) mit $1 - C$ werden die Lern- und Vergessenskurven

¹ Vgl. (4.66) auf S. 119.

LK und VK gestaucht, die sich bei fortlaufendem Kauf bzw. Nichtkauf der Marke 1 ergeben¹. Im Falle eines Markenwechsels verringert sich damit gleichfalls die durch die Transformation von $p(t)$ nach $p(t+1)$ für $t > 0$ ausgelöste Änderung der Kaufwahrscheinlichkeiten.

Die erwarteten, mittleren Kaufwahrscheinlichkeiten $E[p(T)/p(0), \Delta(T)]$ für Marke 1 unter Berücksichtigung der Preisdifferenzen $\Delta(T) = (d(1), \dots, d(t), \dots, d(T))$ in $t = 1, 2, \dots, T$ sind wiederum mit Hilfe der Mittelwertfunktion des stochastischen Prozesses² zu bestimmen. Ist ein bestimmtes Preisbewußtsein $C = c$ zu beobachten, ergibt sich analog den Ausführungen in Abschnitt 4.3.2:

$$E[p(T)/p(0), \Delta(T)] = \sum_{t=1}^T (\alpha(1-c) + c\phi(d(t))) ((1-c)(\beta+\lambda))^{t-1} + ((1-c)(\beta+\lambda))^T E[p(0)] \quad (5.36)^3$$

Hierbei ist $E[p(0)]$ der Erwartungswert jener Verteilung, die die anfängliche Kaufneigungsheterogenität der Konsumenten beschreibt.

Will man das künftige Kaufverhalten auf der Grundlage der derzeitigen Marktsituation und der beobachteten Preisdifferenz prognostizieren, ist d für $t = 1, 2, \dots, T$ konstant zu halten. Wird in (5.36) $d(t) = d$ gesetzt, gilt:

$$E[p(t)/p(0), d] = (\alpha(1-c) + c\phi(d)) \sum_{t=1}^T ((1-c)(\beta+\lambda))^{t-1} + ((1-c)(\beta+\lambda))^T E[p(0)] \quad (5.37)$$

Die langfristige, sich im Gleichgewicht befindliche mittlere Kaufwahrscheinlichkeit $E[p(\infty)/p(0), d]$ für Marke 1 ist durch eine Grenzwertbetrachtung von (5.37) zu ermitteln. Gilt $T \rightarrow \infty$

1 Vgl. S. 123 ff.

2 Vgl. die Ausführungen auf S. 132 ff.

3 Vgl. (4.84) auf S. 133.

und wird "unvollständiges" Lernen vorausgesetzt, ergibt sich entsprechend den Ausführungen zu (4.83)¹:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} E[p(T)/p(0), d] = \frac{(1-c)\alpha + c\phi(d)}{1 - (1-c)(\beta + \lambda)} \quad (5.38)$$

(5.38) kennzeichnet im Rahmen einer makroanalytischen Kaufverhaltensprognose bei einem bestimmten Preisbewußtsein von $C = c$ und einer als konstant unterstellten Preisdifferenz d den langfristigen, sich im Gleichgewicht befindlichen Marktanteil der Marke 1. Dieser ist wie im Grundmodell unabhängig von der anfänglichen Kaufneigung der Konsumenten, so daß $E[p(\infty)/p(0), d] = E[p(\infty)/d]$ gilt². Die Verteilung des langfristigen Marktanteils läßt sich approximativ nach der in Abschnitt 4.3.2 beschriebenen Verfahrensweise unter Verwendung einer Markovkette bestimmen³.

Die Parameter des variablen Lernansatzes sind wie beim Grundmodell nach der Minimum-Chi-Quadrat-Schätzmethode zu bestimmen⁴. Die Schätzprozedur ist allerdings wegen der Berücksichtigung der Einflußnahme der Preisvariablen wesentlich aufwendiger. Darüber hinaus ist nicht nur die anfängliche Kaufneigungsheterogenität der Konsumenten in Form einer Verteilung zu erfassen, sondern ebenfalls das heterogene Preisbewußtsein. Somit sind für zwei Verteilungen, nämlich $f(p(0))$ und $f(C)$, je nach Länge der zugrundeliegenden Kaufsequenzen nichtzentrierte Momente zu schätzen.

Weist ein Konsument eine anfängliche Kaufwahrscheinlichkeit von $p(0)$ für Marke 1 auf bei einer Ausprägung des Preisbewußtseins von $C = c$, so errechnet sich z. B. für die Kaufsequenz (1,1) mit $\phi(d) = \phi$ analog (4.97)⁵ folgende individuelle Sequenzwahrscheinlichkeit $\pi_{11,p(0),c}$:

1 Vgl. S. 133 f.

2 Vgl. S. 134.

3 Vgl. S. 137 ff.

4 Vgl. S. 139 ff.

5 Vgl. S. 144.

$$\begin{aligned}\Pi_{11,p(O),c} &= p_O \{ (1-c) (\alpha + \beta + \lambda p(t)) + c\phi \} \\ &= (\alpha + \beta) p(O) + (\phi - \alpha - \beta) cp(O) + \lambda p^2(O) - \lambda cp^2(O)\end{aligned}$$

Unterstellt man, daß $f(p(O))$ und $f(C)$ unabhängig sind, ist die modelltheoretisch zu erwartende, relative Sequenzhäufigkeit Π_{11} dieser Kaufgeschichte durch

$$\begin{aligned}\Pi_{11} &= (\alpha + \beta) E[p(O)] + (\phi - \alpha - \beta) E[C] E[p(O)] + \lambda E[p^2(O)] \\ &\quad - \lambda E[C] E[p^2(O)]\end{aligned}\tag{5.39}$$

bestimmt¹. Neben α , β , λ und ϕ sind mit den Momenten $E[p(O)]$, $E[p^2(O)]$ und $E[C]$ somit sieben Parameter zu schätzen - ein unmögliches Vorhaben bei nur $2^{t^*} - 1 = 4 - 1$ "frei wählbaren", relativen Sequenzhäufigkeiten². Eine Parameterschätzung kann erst bei einer Ausweitung der Sequenzlänge auf $t^* = 4$ durchgeführt werden. Bei $2^{t^*} - 1 = 16 - 1$ "frei wählbaren", relativen Sequenzhäufigkeiten sind allerdings nach $(t^{*2} + t^* + 8)/2$ insgesamt 14 Parameter zu schätzen, von denen zehn allein Momente der Verteilungen $f(p(O))$ und $f(C)$ sind. Das sich trotz dieser Sequenzlänge abzeichnende Mißverhältnis zwischen der Zahl der zu schätzenden Parameter und den verfügbaren Freiheitsgraden ist nur zu beheben, wenn man a-priori für $f(p(O))$ und $f(C)$ eine Betaverteilung unterstellt³. Bei $t^* = 4$ sind dann wegen $(4 \cdot 104)$ lediglich noch acht Parameter zu bestimmen.

Die aus schätztechnischer Hinsicht notwendige a-priori-Annahme, die anfängliche Kaufneigungsheterogenität und das heterogene Preisbewußtsein der Konsumenten jeweils durch eine Betaverteilung zu beschreiben, ist aufgrund der Flexibilität dieser Verteilung⁴ durchaus vertretbar. Unbefriedigend wirkt hingegen die anfangs gesetzte Annahme $\phi = \phi(d)$, da die Preise der einzelnen Erzeugnisse am Markt in der Regel variieren. Wesentlich differenzierter lassen sich die Kaufverhaltensreak-

1 Vgl. S. 144 f.

2 Vgl. S. 146.

3 Vgl. S. 147 f.

4 Vgl. ebenda.

tionen der Käufer erfassen, wenn man die Preisdifferenzen von Marke 1 und Marke 0 in ein System von h Preisklassen einteilt, das in seiner Gesamtheit das Preisgefüge in den zugrundeliegenden t^* Perioden widerspiegelt. Kennzeichnen $d_1, d_2, \dots, d_h$ die Mittelwerte dieser h Preisklassen, sind im Rahmen der Chi-Quadrat-Schätzung bei $\phi(d_1), \phi(d_2), \dots, \phi(d_h)$ und der Sequenzlänge t^* allerdings $h2^{t^*}$ Sequenzhäufigkeiten zu erfassen¹. Das heißt, bei $t^* = 4$ und beispielsweise $h = 5$ hat der Minimierungsalgorithmus anstatt 16 nun 80 Kaufsequenzen zu verarbeiten.

Eine Parameterschätzung auf der Grundlage einer derart grossen Zahl von Sequenzhäufigkeiten erfordert eine sehr umfangreiche Datenbasis. Betrachtet man die in der Literatur ausgewiesenen gruppenspezifischen Panelumfänge von 500 bis 1000 Haushalten als generell überhaupt verfügbare Stichprobengrößenordnung, scheitert eine Parameterschätzung vielfach bereits an der Frage der Mindestbesetzung der erwarteten Sequenzhäufigkeiten². Gilt es, das aktuelle Kaufverhalten der Konsumenten zu untersuchen, kann man dieses Problem auch nicht durch eine "künstliche" Stichprobenerhöhung in Form der überlappenden und nicht überlappenden Sequenzbildung umgehen³. Die Datenbasis gestattet deshalb in der Regel höchstens die Benennung von zwei oder drei Preisklassen. Reicht diese Zahl nicht aus, das derzeitige Preisgefüge mit angemessener Genauigkeit zu beschreiben, muß zum Ausgleich für eine größere Anzahl von Preisklassen die Sequenzlänge auf $t^* = 3$ verkürzt werden.

LILIEN analysiert anhand des variablen Linearen Lernmodells das Kaufverhalten der Autofahrer bei Markenbenzinen (Marke 1) und markenfreien Benzinen (Marke 0). Setzt man ein ausgewogenes Tankstellennetz voraus⁴, prägt in sehr starkem Maße der

1 Vgl. S. 141.

2 Vgl. S. 149 f.

3 Vgl. hierzu die Diskussion auf S. 150 f.

4 Vgl. die Untersuchung von NAERT, P.A., BULTEZ, A., A Model of a Distribution Network Aggregate Performance, MS, 21 (1975), S. 1102 ff. Die Autoren verwenden einen variablen Markovansatz.

Preis die Entscheidung der Autofahrer, ein Markenbenzin oder ein markenfreies Benzin zu tanken ¹. Im Konsumgüterbereich des täglichen Bedarfs hat allerdings die Preispolitik trotz der vielfach weitgehenden Homogenität der Erzeugnisse nicht diese entscheidende Bedeutung im Marketingmix der Anbieter. Hier ist sie vielmehr nur ein Instrument neben einem Bündel anderer absatzpolitischer Maßnahmen, die teilweise einen weit- aus größeren Wirkungsgrad aufweisen. Trotz dieser begrenzten Bedeutung der Preispolitik ist es ohne Zweifel von Vorteil, im Zeichen des wachsenden kritischen Verbraucherbewußtseins zumindest die Einflußnahme der Preisgestaltung auf das Kauf- verhalten direkt analysieren und prognostizieren zu können. Selbst wenn preispolitische Maßnahmen nur im Verbund mit an- deren Marketingaktionen geplant sind, liefert das variable Lernmodell wertvolle Orientierungshilfen. Das sich ebenfalls wandelnde Lernverhalten der Konsumenten kann zwar bei der Stationarität der Modellparameter α , β und λ nicht erfaßt wer- den. Es zeichnen sich aber z.B. im Fall einer geplanten Preis- erhöhung erste Anhaltspunkte über das notwendige Aktivitäts- niveau der anderen Marketingmaßnahmen ab, um eventuelle Nach- frageverluste als Folge der Preiserhöhung aufzufangen.

Da das Haushaltspanel ebenfalls Informationen über Verkaufs- förderungsmaßnahmen und den Distributionsgrad der einzelnen Marken liefert, liegt an sich der Gedanke nahe, neben der Preisvariablen auch diese kaufentscheidenden Einflußkomponen- ten im variablen Lernansatz direkt zu erfassen. (5.33) läßt sich ohne weiteres in dieser Hinsicht modifizieren. Probleme bereitet allerdings die Parameterschätzung aufgrund der sich abzeichnenden großen Zahl von Kaufsequenzen, die in die Schätzprozedur eingehen. Bei den in der Regel verfügbaren Pa- nelumfängen ist eine Minimum-Chi-Quadrat-Schätzung kaum noch durchführbar.

¹ Vgl. u.a. zur Frage, inwieweit Werbung diese Entscheidung beeinflusst, LAMBIN, J.J., Is Gasoline Advertising Justified? JoB, 45 (1972), S. 585 ff.

6 SCHLUSSBETRACHTUNG

Im Konsumgüterbereich des täglichen Bedarfs ist das Käuferverhalten der Endverbraucher das Schlüsselproblem bei der Konzeption einer erfolgreichen, marktorientierten Absatzpolitik. Das Kaufverhalten zeichnet sich bei relativ kurzen Einkaufszyklen durch ständige Wiederholungskäufe innerhalb einer Produktart aus, so daß Konsumgüterhersteller Haushaltspanels zur kontinuierlichen Marktbeobachtung einsetzen können. Diese Kaufinformationen bilden die Datenbasis für stochastische Markenwahlmodelle, die eine Analyse und Prognose der gegenwärtigen Markttendenzen und damit des derzeitigen Kaufverhaltens der Endverbraucher liefern. Infolge der relativ konstanten Einkaufsrhythmen der Konsumenten wird hierbei jede Kaufentscheidung im Rahmen einer Produktart als Wahlentscheidung zwischen konkurrierenden Markenartikeln betrachtet. Produkte dieser Art sind im Konsumgüterbereich des täglichen Bedarfs vorwiegend anzutreffen.

Die Modelle betonen das Erlernen von Gewohnheiten, die bei den kurzen Einkaufszyklen der Konsumenten und dem relativ "geringen" Entgelt, das in der Regel für Konsumgüter des täglichen Bedarfs zu zahlen ist, letztlich in Gewohnheitskäufen zum Ausdruck kommt. Wie jedoch die Diskussion der drei im Rahmen dieser Arbeit behandelten Markenwahlmodelle aufzeigt, unterstellen die einzelnen Ansätze unterschiedliches Lernverhalten beim Einkaufen. Das zero-order-Modell beschreibt das Kaufverhalten bei der Markenwahl im Rahmen eines Marktgleichgewichtes, das sich am Ende eines Lernprozesses mit einer zumindest kurzfristig stabilen Präferenzstruktur gegenüber den konkurrierenden Marken abzeichnet. Beim Markovmodell ist das Lernverhalten der Konsumenten je nach der Ordnungsstruktur des zugrunde liegenden Prozesses auf eine begrenzte Anzahl von Käufen beschränkt. Das Lineare Lernmodell erlaubt aufgrund des exponentiellen Gewichtungsschemas vergangener Markenwahl-

entscheidungen eine umfassende lerntheoretische Modellierung des Kaufverhaltens der Endverbraucher.

Die Literatur stellt bei einer Bewertung dieser Modelle meistens die strukturelle Fragestellung in den Vordergrund, ob man das Kaufverhalten der Konsumenten generell anhand eines zero-order-Prozesses, eines Markov- oder Linearen Lernprozesses beschreiben kann. Die vorgebrachte Kritik einer unzulässig vereinfachten Modellierung des Kaufverhaltens läßt jedoch meistens die weitgehenden Interpretationsmöglichkeiten der Modellkennziffern und die daraus resultierenden Markterkenntnisse für einen Konsumgüterhersteller außer acht. Das gilt in besonderem Maße für das umfangreiche Kennzahlensystem der Markovkette 1. Ordnung, das die Konkurrenzbeziehungen der einzelnen Erzeugnisse markenspezifisch aufzeigt. Das Lineare Lernmodell gestattet hingegen "nur" eine Analyse und Prognose des Kaufverhaltens gegenüber einer speziellen Marke im Vergleich zu allen übrigen Konkurrenzprodukten. Im Fall des zero-order-Modells werden als Folge des Marktgleichgewichtes mit einer stabilen Präferenzstruktur der Endverbraucher stets konstante Marktanteile prognostiziert. Konkrete Aussagen über das Markenwechsel- und Markenwiederkaufverhalten, das sich am Ende eines Lernprozesses abzeichnet, sind nur im Rahmen des erweiterten zero-order-Ansatzes, dem Hendry-Modell, herzuführen.

Aus lerntheoretischer Sicht läßt die Markovkette 1. Ordnung allerdings einige Fragen offen. Selbst wenn Gewohnheitskäufe im Konsumgüterbereich des täglichen Bedarfs eine entscheidende Rolle spielen, scheint die Annahme gewagt, daß nur der zuletzt getätigte Markenkauf die derzeitige Wahlentscheidung beeinflußt. Als ausgesprochen fragwürdig muß man diese Annahme einstufen, wenn in die Analyse neu auf dem Markt erschienene Produkte einbezogen werden. Markovketten höherer Ordnung sind

solchen Problemen naturgemäß weniger ausgesetzt. Aufgrund der rasch steigenden Zahl von Übergangswahrscheinlichkeiten und den damit verbundenen Schätzproblemen wird man in der Regel neben dem Erzeugnis, dem das spezielle Untersuchungsinteresse gilt, nur ein oder zwei Markenagglomerate als Aggregat der übrigen Konkurrenzprodukte in die Analyse einbeziehen können.

Beim Linearen Lernmodell richtet sich die Kritik aus lerntheoretischer Sicht in erster Linie gegen die Ausschließlichkeit, mit jedem Kauf von Marke 1 einen Lerneffekt zu verknüpfen und die Wahl eines Konkurrenzproduktes stets mit einer Senkung der künftigen Kaufwahrscheinlichkeit zu verbinden. Das ξ -Lernmodell, das diese Effekte einem Zufallsmechanismus unterwirft, kann man daher als wesentlich realistischere Modellformulierung bezeichnen. Diese Einschätzung, die man auch auf den einfacheren Ansatz mit Operatoren gleicher Steigung übertragen darf, läßt sich empirisch allerdings bislang nur unzureichend belegen.

Bei jeweils heterogener Modellformulierung als Ausdruck heterogenen Kaufverhaltens der Endverbraucher beantwortet die Minimum-Chi-Quadrat-Schätzung der Modellparameter gleichzeitig die Frage, welches dieser drei Markenwahlansätze das beobachtete Kaufverhalten im statistischen Sinne "optimal" erfaßt. Das "many-to-one mapping problem", auf das die Literatur vielfach aufmerksam macht, erweist sich als unerheblich. Wesentlich schwieriger sind die Rahmen einer Marktstudie die Fragen zu klären, die sich aufgrund der allgemeinen Modellforderung ergeben, daß jeder Konsument pro Kaufperiode nur eine Marke in gleicher Kaufmenge erwirbt. Die damit angesprochenen Probleme sind bislang nur beim zero-order-Modell und beim Markovansatz durch stetig verteilte Zwischenkauf-

zeiten zu lösen. Als wesentlich einfacher erweist sich hingegen die Erfassung nichtstationären Kaufverhaltens. Hier kann man auf eine komparativ statische Modellanalyse ausweichen, die über Umfang und Dynamik der Kaufverhaltensänderungen Auskunft gibt. Die Eigenwertanalyse im Rahmen eines Markovansatzes bietet sogar die Möglichkeit, die Marktschwankungen in Form einer Kennzahl im Zeitablauf zu beschreiben und gegebenenfalls indirekt dem Einfluß absatzpolitischer Maßnahmen zuzordnen. Ladenwahl- und Markenwahlmodelle verbinden hingegen die Kaufverhaltensdimensionen der Laden- und Markenwahl. Dieser Kombination kommt insofern entscheidende Bedeutung zu, da der Handel als Absatzmittler die Ausprägung wichtiger Marketinginstrumente selbst bestimmt.

Während sich das Laden- und Markenwahlverhalten der Konsumenten anhand eines zero-order-Ansatzes oder einer Markovkette relativ einfach modellmäßig erfassen läßt, ergeben sich beim Linearen Lernansatz mathematisch komplexe Modellstrukturen. Diese Feststellung gilt auch für das variable Lernmodell, mit denen man Auswirkungen von absatzpolitischen Maßnahmen auf die Kaufwahrscheinlichkeiten aufzuzeigen versucht. Das erweiterte Lernmodell deckt hierbei zugleich die Leistungsgrenzen der Minimum-Chi-Quadrat-Schätzmethode auf. Von dieser Problematik bleibt das variable regressionsanalytische Markovmodell weitgehend unberührt.

Der Konsumgüterhersteller verfügt damit zur Auswertung von Paneldaten über ein System von stochastischen Markenwahlmodellen, die unterschiedliche Informationsbedürfnisse über das Konsumentenverhalten befriedigen. Vor allem die auf den Grundmodellen aufbauenden, komplexeren Prozeßstrukturen verarbeiten Paneldaten in einem Ausmaß, wie kaum ein anderer Modellansatz des Käuferverhaltens. Diese Zielsetzung verfolgen

u.a. auch die Arbeiten von BLATTBERG und SEN ¹, die Konsumgütermärkte mit Hilfe von stochastischen Modellen systematisch zu segmentieren versuchen. Dieser Ansatz, der empirisch bislang noch unzureichend untermauert ist, verspricht eine noch größere Effizienz bei der Auswertung von Paneldaten, zumal sich stochastische Laden- und Markenwahlmodelle in der Regel zu Entscheidungsmodellen ausarbeiten lassen ².

¹ Vgl. BLATTBERG, R.C., SEN, S.A., Market Segments..., a.a.O., S. 34 ff; dieselben, A Bayesian Technique to Discriminate Between Stochastic Models of Brand Choice, MS, 21 (1975), S. 682 ff; dieselben, Market Segmentation Using Models of Multidimensional Purchasing Behavior, JoM, 38 (1974), S. 17 ff; dieselben und PEACOOK, P., Purchasing Strategies across Product Categories, JoMR, 3 (1976), S. 143 ff.

² Vgl. z.B. solche Modellerweiterungen für den variablen Linearen Modellansatz bei LILIEN, G.L., A Modified Linear Learning Model..., a.a.O., S. 78 ff.

LITERATURVERZEICHNIS

- Aaker, D.A. The Long-Term-Value of Temporary Price Reductions, Ph.D.Diss., Stanford University, 1969.
- derselbe Using Buyer Behavior Models to Improve Marketing Decisions, JoM, 34 (1970), S. 52 - 57.
- derselbe A New Method for Evaluating Stochastic Models of Brand Choice, JoMR, 7 (1970), S. 300 - 306.
- derselbe The New-Trier Stochastic Model of Brand Choice, MS, 17 (1971), S. B-435 - B-450.
- derselbe Toward A Normative Model of Promotional Decision Making, MS, 19 (1973), S. 593 - 603.
- derselbe A Measure of Brand Acceptance, JoMR, 9 (1972), S. 160 - 167.
- Aaker, D.A.
Jones, J.M. Modeling Store Choice Behavior, JoMR, 8 (1971), S. 38 - 42.
- Anderson, T.W.
Goodman, L.A. Statistical Inference about Markov Chains, AoMS, 28 (1957), S. 89 - 109.
- Bartholomew, D.J. Error Prediction for Markov Chain Models, JoRSS, 37 (1975), S. 444 - 456.
- Bass, F.M. The Theory of Stochastic Preference and Brand Switching, JoMR, 11 (1974), S. 1 - 20
- derselbe An Empirical Analysis of the Theory of Stochastic Preference, Working Paper No. 455, Purdue University, Indiana, April 1974.
- derselbe Unexplained Variance in Studies of Consumer Behavior, in: Control of "Error" in Market Research Data, Hrsg. J.U. Farley, J.A. Howard, Toronto/London 1975, S. 11 - 36.

- Bass, F.M.
Jevland, A. Stochastic Preference Theory: Derivations and Comparisons, Working Paper No. 467, Purdue University, Indiana, Juli 1974.
- Bass, F.M.
Pessemier, E.A.
Lehmann, D.R. An Experimental Study of Relationships between Attitudes, Brand Preference, and Choice, BS, 17 (1972), S. 532 - 541.
- Beckwith, N.E. Concerning the Logical Consistence of Multivariate Market Share Models, JoMR, 10 (1973), S. 341 - 344.
- derselbe Multivariate Analysis of Sales Response of Competing Brands to Advertising, JoM, 9 (1972), S. 168 - 176.
- Bettman, J.R. Information Processing Models of Consumer Behavior, JoMR, 7 (1970), S. 370 - 376.
- Bettman, J.R.
Jones, J.M. Formal Models of Consumer Behavior: A Conceptual Overview, JoB, 45 (1972), S. 544 - 562.
- Bettman, J.R.
Nakanishi, M. The Interrelationships among Perceived Risk, Information, and the Acceptable Brand Set, JoB, 5 (Fall 1973), S. 37 - 49.
- Blattberg, R.C.
Sen, S.K. An Evaluation of the Minimum Chi-Square Procedures to Stochastic Models of Brand Choice, JoMR, 10 (1973), S. 421 - 427.
- dieselben Market Segmentation Using Models of Multidimensional Purchasing Behavior, JoM, 38 (1974), S. 17 - 26.
- dieselben A Bayesian Technique to Discriminate Between Stochastic Models of Brand Choice, MS, 21 (1975), S. 682 - 696.
- dieselben Market Segments and Stochastic Brand Choice Models, JoMR, 13 (1976), S. 34 - 45.
- Blattberg, R.C.
Peacock, P.
Sen, S.K. Purchasing Strategies across Product Categories, JoCR, 3 (1976), S. 143 - 154.

- Bley Müller, J.
Gehlert, G. Statistik für Wirtschaftswissenschaftler, Kapitel 6: Wahrscheinlichkeitsrechnung II, WiSt, Heft 6 (1977), S. 272 - 277.
- dieselben Statistik für Wirtschaftswissenschaftler, Kapitel 7: Zufallsvariable I, WiSt, Heft 7 (1977), S. 330 - 337.
- Bössmann, E. Probleme der dynamischen Theorie der Konsumfunktion, Berlin 1957.
- Breipohl, A.M. Probabilistic Systems Analysis. An Introduction to Probabilistic Models, Decisions, and Applications of Random Prozesses, New York 1970.
- Brown, R.G. Sales Response to Promotions and Advertising, JoAR, 14 (1974), S. 33 - 39.
- Bruns, J. Die Prognose von Marktanteilen mittels Markoff-Ketten, in: "forschen - planen - entscheiden", 3 (1967), S. 65 - 71.
- Bush, R.R.
Mosteller, F. A Mathematical Model of Simple Learning, PR, 58 (1951), S. 413 - 423.
- dieselben Stochastic Models for Learning, New York 1955.
- Buzzell, R.D. Mathematical Models and Marketing Management, Boston 1964.
- Buzzell, R.D.
Gale, B.T.
Sultan, R.G.M. Market Share - a Key to Profitability, HBR, 53 (1975), S. 97 - 106.
- Chatfield, C. Statistical Inference Regarding Markov Chain Models, AS, 22 (1973), S. 7 - 20.
- Carman, J.M. Brand Switching and Linear Learning Models, JoAR, 6 (1966), S. 23 - 31.
- derselbe Correlates of Brand Loyalty: Some Positive Results, JoMR, 7 (1970), S. 67 - 76.
- Charlton, P.
Ehrenberg, A.S.C. McConnell's Experimental Brand Choice Data, JoMR, 10 (1973), S. 302 - 307.

- Charlton, P.
Ehrenberg, A.S.C.
Pymont, B. Buyer Behaviour under Mini-Test Conditions, JoMRS, 4 (1972), S. 171 - 183.
- Cochran, W.G. Some Methods for Strengthening the χ^2 -Test, Biometrics, 10 (1954), S. 417 - 451.
- Collins, L. Estimating Markov Transition Probabilities from Micro-unit Data, AS, 23 (1974), S. 355 - 371.
- Cramer, H. Mathematical Methods of Statistics, Princeton 1957.
- Curhan, R.C. The Relationship Between Shelf Space and Unit Sales in Supermarkets, JoMR, 9 (1972), S. 406 - 412.
- Day, G.S. Buyer Attitudes and Brand Choice Behavior, New York/London 1970.
- Dent, W. Application of Markov Analysis to International Wool Flows, RoEaS, 49 (1967), S. 613 - 616.
- derselbe State Substitution and the Estimation of Transition Probabilities, MS, 19 (1973), S. 1082 - 1086.
- derselbe The Estimation of Nonstationary Transition Probabilities, MS, 20 (1973), S. 308 - 312.
- Dent, W.
Chervany, N.L.
Ballintine, R. Estimation of Transition Probabilities in Markov Chains, Working Paper Series 7021, University of Rochester, Mai 1970.
- Doob, J.L. Stochastic Processes, 2. Aufl., New York/London 1959.
- Draper, J.E.
Nolin, L.H. A Markov Chain Analysis of Brand Preferences, JoAR, 4 (1964), S. 33 - 38.
- Duhamel, W. The Use of Variable Markov Processes as a Partial Basis for the Determination and Analysis of Market Segments, Ph.D.Diss., Stanford University 1966.
- Ehrenberg, A.S.C. An Appraisal of Markov Brand-Switching Models, JoMR, 2 (1965), S. 347 - 362.

- Ehrenberg, A.S.C. "On Clarifying M and M", JoMR, 5 (1968), S. 228 - 229.
- derselbe Repeat Buying: Theory and Applications, Amsterdam/London 1972.
- derselbe Repetitive Advertising and the Consumer, JoAR, 14 (1974), S. 25 - 34.
- Ehrenberg, A.S.C. An Analysis of Simulated Brand Choice, JoAR, 13 (1973), S. 21 - 33.
- Charlton, P.
- Engel, J.F. Consumer Behavior, New York 1968.
- Kollat, D.T.
- Blackwell, R.D.
- Estes, W.K. Toward a Statistical Theory of Learning, PR, 57 (1950), S. 94 - 105.
- Ezzati, A. Forecasting Market Shares of Alternative Home-Heating Units by Markov Process Using Transition Probabilities Estimated from Aggregate Time Series Data, MS, 21 (1974), S. 462 - 473.
- Farley, J.U. Why Does "Brand Loyalty" Vary Over Products?", JoMR, 1 (1964), S. 9 - 14.
- Farley, J.U. Stochastic Models of Brand Switching, in: Science in Marketing, Hrsg. Kuehn, A.A. G. Schwartz, New York/London/Sydney 1965, S. 446 - 464.
- Farley, J.U. An Empirical Test of the Howard/Sheth-Model of Buyer Behavior, JoMR, 7 Ring, W.L. (1970), S. 427 - 538.
- Fersch, F. Markovketten, Berlin/Heidelberg/New York 1970.
- derselbe Zufallsabhängige Wirtschaftsprozesse, Wien/Würzburg 1964.
- Fourt, L.A. Early Prediction of Market Success for New Grocery Products, JoM, 15 (1960), Woodlock, J.W. S. 31 - 38.
- Frank, R.E. Brand Choice as a Probability Process, JoB, 35 (1962), S. 43 - 56.

- Gülicher, H. Ökonometrie, Teil I, unveröffentlichtes Manuskript, Münster 1974.
- Guthrie, D.
Youssef, M.D. Chi-Square Tests for Order of a Markov Chain, JASA, 65 (1970), S. 631 - 634.
- Greipl, E. Bestimmung und Würdigung von Marktanteilen, in: Erfolgskontrolle im Marketing, Schriften zum Marketing, Bd. 1, Hrsg. F. Böcker, E. Dichtl, Berlin 1975, S. 101 - 115.
- Goldberg, S. Die Wahrscheinlichkeit. Eine Einführung in Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik, Braunschweig 1964.
- Haase, W. Ein stochastisches Modell zur Prognose des Konsumentenverhaltens, Köln 1973.
- Haines, G.H., Jr. A Theory of Market Behavior after Innovation, MS, 10 (1964), S. 634 - 658.
- derselbe Consumer Behavior. Learning Models of Purchasing, New York 1969.
- Hallberg, M.C. Projecting the Size Distribution of Agricultural Firms - An Application of a Markov Process with Non-Stationary Transition Probabilities, JoFE, 51 (1969), S. 289 - 302.
- Hammann, P.
und Mitarbeiter Entscheidungsanalyse im Marketing, Berlin 1975.
- Händel, W. Die Rationalität als Kriterium des Verhaltens, in: Mitteilung des Instituts für Handelsforschung an der Universität zu Köln, April 1969.
- Harary, F.
Lipstein, B. The Dynamics of Brand Loyalty: A Markovian Approach, OR, 10 (1962), S. 19 - 39.
- Harary, F.
Lipstein, B.
Styan, G.P.H. A Matrix Approach to Nonstationary Chains, OR, 18 (1970), S. 1168 - 1181.
- Hardin, D.K.
Johnson, R.M. Patterns of Use of Consumer Purchase Panels, JoMR, 8 (1971), S. 364 - 367.
- Hays, W.L.
Winkler, R.L. Statistics: Probability, Inference, and Decision, New York 1971.

- Heinemann, M. Einkaufsstättenwahl und Firmentreue des Konsumenten, in: Schriftenreihe "Unternehmensführung und Marketing", Bd. 6, Hrsg. H. Meffert, Wiesbaden 1976.
- Herniter, J.D. A Probabilistic Market Model of Purchase Timing and Brand Selection, MS, 18 (1971), Part II, S. 102 - 113.
- derselbe An Entropy Model of Brand Purchase Behavior, JoMR, 10 (1973), S. 361 - 375.
- derselbe A Comparison of the Entropy Model and the Hendry Model, JoMR, 11 (1974), S. 21 - 29.
- Herniter, J.D. A Multidimensional Stochastic Model of Consumer Purchase Behavior, MSI-Technical Report, Sept. 1970.
- Cook, A.
- Herniter, J.D. Stochastic Marketing Models, in: Progress in Operations Research, Vol. 2, Hrsg. D.B. Hertz, R.T. Eddison, New York/London/Sydney 1964, S. 83 - 96.
- Howard, R.A.
- Herniter, J.D. Customer Behavior as a Markov Process, OR, 9 (1961), S. 105 - 122.
- Magee, J.F.
- Hinkle, C.L. The Strategy of Price Deals, HBR, 43 (1965), S. 75 - 85.
- Howard, R.A. Stochastic Process Models of Consumer Behavior, JoAR, 3 (1963), S. 35 - 42.
- derselbe Dynamic Inference, OR, 13 (1965), S. 712 - 733.
- derselbe Stochastic Models of Consumer Behavior, in: Application of the Science in Marketing Management, Hrsg. F.M. Bass, C.W. King, E.A. Pessemier, New York 1968, S. 69 - 83.
- derselbe Dynamic Probabilistic Systems, Vol. I: Markov Models, New York/London/Sydney/Toronto 1971.
- Howard, J.A. Information Processing Model of Executive Decision, MS, 14 (1968), S. 416 - 428.
- Morgenroth, W.M.
- Howard, R.A. The Theory of Buyer Behavior, New York Sheth, J.N. 1969.

- Jacoby, J.
Kyner, D.B. Brand Loyalty Vs. Repeat Purchasing Behavior, JoMR, 10 (1973), S. 1 - 9.
- Johnston, J. Econometric Methods, 2. Aufl., Tokyo 1972.
- Jones, J.M. A Dual-Effects Model of Brand Choice, JoMR, 7 (1970), S. 458 - 464.
- derselbe A Comparison of Three Models of Brand Choice, JoMR, 7 (1970), S. 466 - 473.
- derselbe A Composite Heterogeneous Model for Brand Choice Behavior, MS, 19 (1973), S. 499 - 509.
- derselbe Testing Probability of Purchase Distributions and Ad Hoc Market Segmentation Schemes, in: Increasing Market Productivity. Conceptual und Methodological Foundations of Marketing, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1973, Hrsg. T.V. Greer, American Marketing Association, Chicago 1974, S. 246 - 249.
- Kalwani, M.U.
Morrison, D.G. A Parsimonious Description of the Hendry System, MS, 23 (1977), S. 467 - 477.
- Katona, G. Die Macht des Verbrauchers, Düsseldorf/Wien 1962.
- Kendall, M.G.
Stuart, A. The Advanced Theory of Statistics, 2. Bd., 3. Aufl., London 1973.
- Knoblich, H. Marktanteilsprognose mit Hilfe von Verbraucherpanels, in: Der Markt, 9 (1970), S. 39 - 47.
- Kobelt, H. Die Beurteilung multivariater Zusammenhänge bei nominalskalierten Daten - dargestellt anhand von Beispielen aus den Wirtschaftswissenschaften, Diss., Münster 1974.
- Kollat, D.T.
Engel, J.F.
Blackwell, R.D. Current Problems in Consumer Behavior Research, JoMR, 7 (1970), S. 327 - 332.
- Kollat, D.T.
Willett, R.P. Customer Impulse Purchasing Behavior, JoMR, 4 (1967), S. 21 - 31.
- dieselben Is Impulse Purchasing Really a Useful Concept for Marketing Decisions? JoM, 33 (1969), S. 79 - 83.

- Kotler, Ph. Behavioral Models for Analyzing Buyers, JoM, 29 (1965), S. 37 - 45.
- derselbe Mathematical Models of Individual Buyer Behavior, BS, 13 (1968), S. 274 - 278.
- derselbe Marketing Decision Making - A Model Building Approach, New York 1971.
- Kotler, Ph. Marketing Simulations: Review and Prospects, JoB, 43 (1970), S. 237 - 295.
- Schultz, R.L.
- Kraft, F.B. Brand Evaluation and Brand Choice: A Longitudinal Study, JoMR, 10 (1973), S. 235 - 241.
- Granbois, D.H.
- Summers, J.O.
- Kreyzig, E. Statistische Methoden und ihre Anwendung, 2. Aufl., Göttingen 1967.
- Kroeber-Riel, W. Konsumentenverhalten und kognitives Gleichgewicht. Verhaltensorientierte Grundlagen der Absatzprognose, ZfbF, 23 (1971), S. 395 - 418.
- derselbe Absatztheorie, verhaltensorientierte, in: Handwörterbuch der Absatzwirtschaft, Hrsg. B. Tietz, Stuttgart 1974, Sp. 159 - 167.
- derselbe Konsumentenverhalten, München 1974.
- Kuehn, A.A. A Model for Budgeting Advertising, in: Mathematical Models and Methods in Marketing, Hrsg. F.M. Bass u.a., Homewood 1961, S. 302 - 348.
- derselbe Consumer Brand Choice - A Learning Process? JoAR, 2 (1962), S. 10 - 17.
- Kuehn, A.A. New Dimensions in Analyses of Brand Switching, in: New Direction in Marketing, Fall Conference Proceedings 1965, Hrsg. F.E. Webster, Jr., American Marketing Association, Chicago 1965, S. 297 - 308.
- Rohloff, A.C.
- dieselben Consumer Response to Promotions, in: Promotional Decisions Using Mathematical Models, Hrsg. P.J. Robinson, Boston 1967, S. 45 - 145.
- Kuhlmann, E. Impulsives Kaufverhalten. Zur Theorie und Messung ungeplanten Kaufverhaltens, Arbeitspapiere des Instituts für Konsum- und Verhaltensforschung, Universität Saarbrücken, Heft 26, Saarbrücken 1974.

- Kühn, H. Erklärungsmodelle des Käuferverhaltens als Grundlage einer wissenschaftlichen Marktforschung, GFM-Mitteilungen zur Markt- und Absatzforschung, Heft 3 (1969), S. 70 - 79.
- Krautter, J. Marketing-Entscheidungsmodelle, Bd. 11 der "Schriften zur theoretischen und angewandten Betriebswirtschaftslehre", Hrsg. L. Pack, Wiesbaden 1973.
- Lawrence, R.J. Patterns of Buyer Behavior: Time for a New Approach? JoMR, 6 (1969), S. 137 - 144.
- derselbe Consumer Brand Choice - A Random Walk? JoMR, 12 (1975), S. 314 - 324.
- derselbe Snow Crop Revisited, EJoM, 9 (1975), S. 93 - 108.
- Lambin, J.J. Is Gasoline Advertising Justified? JoB, 45 (1972), S. 585 - 619.
- Lee, T.C. Estimating the Parameter of the Markov
Judge, G.G. Probability Model from Aggregate Time
Zellner, A. Series Data, Amsterdam/London 1970.
- Lehmann, D.R. Judged Similarity and Brand-Switching
Data as Similarity Measures, JoMR,
9 (1972), S. 331 - 334.
- Leeflang, P.S.H. Mathematical Models in Marketing,
Leiden 1974.
- Lewandowski, R. Prognose- und Informationssysteme und
ihre Anwendungen, Bd. 1, Berlin/New
York 1974.
- Lilien, G.L. A Modified Linear Learning Model of
Consumer Behavior and Its Implications
for Marketing Management, Ph.D.Diss.,
Columbia University 1973.
- derselbe A Modified Linear Learning Model of
Buyer Behavior, MS, 20 (1974), S.
1027 - 1036.
- derselbe Application of a Modified Linear Learning
Model of Buyer Behavior, JoMR,
11 (1974), S. 279 - 285.

- Lipstein, B. The Dynamic of Brand Loyalty and Brand Switching, Proceedings of the Fifth Annual Conference of the Advertising Foundation, New York 1959, S. 101 - 108.
- derselbe A Mathematical Model of Consumer Behavior, JoMR, 2 (1965), S. 259 - 265.
- derselbe Test Marketing: A Pertubation in the Market Place, MS, 14 (1968), S. B-437 - B-448.
- Lissitz, R.W. Comparison of the Small Sample Power of the Chi-Square and Likelihood Ratio-Tests of the Assumptions for Stochastic Models, JASA, 67 (1972), S. 574 - 577.
- Lodish, L.M. A Note on Modeling the Relationship of Diminishing Returns to Media Overlap for the Media Planning Problem, MS, 22 (1975), S. 111 - 115.
- Loh, D. Die Bedeutung der Marktforschung im Marketing, in: Marketing und Unternehmensführung, Bd. 14 der "Schriften zur Unternehmensführung", Hrsg. H. Jacob, Wiesbaden 1971, S. 52 - 92.
- Luce, R.D. Individual Choice Behavior, New York 1959.
- MacLachlan, D.L. Market Responsive Demand Models: A Comparison of Variable Markov and Distributed-Lag Approaches, Ph.D.Diss., Berkeley 1971.
- derselbe A Model of Intermediate Market Response, JoMR, 9 (1972), S. 378 - 384.
- Maffai, R.B. Advertising Effektivness, Brand Switching and Market Dynamics, JoIB, 9 (1961), S. 119 - 131.
- Massy, W.F. Order and Homogeneity Family Specific Brand-Switching Processes, JoMR, 3 (1966), S. 48 - 54.
- derselbe Stochastic Models for Monitoring New-Product Introductions, in: Applications of the Science in Marketing Management, Hrsg. F.M. Bass, C.W. King, E.A. Pessemier, New York/London/Sydney 1968, S. 85 - 111.

- Massy, W.F. Model Building in Marketing: An Overview, Working Paper No. 162, Graduate School of Business, Stanford University, Juli 1969.
- Massy, W.F.
Morrison, D.G. Comments on Ehrenberg's Appraisal of Brand-Switching Models, JoMR, 5 (1968), S. 225 - 229.
- Massy, W.F.
Montgomery, D.B.
Morrison, D.G. Stochastic Models of Buying Behavior, Cambridge, Mass., 1970.
- Massy, W.F.
Frank, R.E. Short Term Price and Dealing Effects in Selected Market Segments, JoMR, 2 (1965), S. 171 - 185.
- McConnell, J.D. The Development of Brand Loyalty: An Experimental Study, JoMR, 5 (1968), S. 13 - 19.
- derselbe The Price-Quality Relationship in an Experimental Setting, JoMR, 5 (1968), S. 300 - 303.
- derselbe Repeat Purchase Estimation and the Linear Learning Model, JoMR, 5 (1968), S. 304 - 306.
- McGuire, T.W.
Farley, J.U.
Lucas, R.E.
Ring, L.W. Estimating and Inference of Linear Models in Which Subsets of the Dependent Variable are Constrained, JASA, 63 (1968), S. 1201 - 1213.
- Meffert, H. Modelle des Käuferverhaltens und ihr Aussagewert für das Marketing, ZfgSt, 127 (1971), S. 326 - 353.
- derselbe Zum Problem des Marketing-Mix. Eine heuristische Methode zur Vorauswahl absatzpolitischer Instrumente, in: Marketing heute und morgen. Entwicklungstendenzen in Theorie und Praxis, Hrsg. H. Meffert, Wiesbaden 1975, S. 257 - 275.
- derselbe Die Einkaufsstättenwahl als Problem der verhaltenswissenschaftlichen Marketingtheorie. Einführung in den Problembereich der Untersuchung "Einkaufsstättenwahl und Firmentreue des Konsumenten" von M. Heinemann, Bd. 7 der Schriftenreihe "Unternehmensführung und Marketing", Hrsg. H. Meffert, Wiesbaden 1976, S. 17 - 20.

- Meffert, H. Marketing. Einführung in die Absatzpolitik, Wiesbaden 1977.
- Meffert, H. und Mitarbeiter Die Anwendung mathematischer Modelle im Marketing, in: Marketing und Unternehmensführung, Bd. 14 der "Schriften zur Unternehmensführung", Hrsg. H. Jacob, Wiesbaden 1971, S. 93 - 117.
- Menges, G. Grundriß der Statistik, Teil 1: Theorie, Köln/Opladen 1968.
- Meyer, P.W. Methodische Probleme der Panelforschung, in: Handbuch der Marktforschung, Hrsg. C. Behrens, Wiesbaden 1974, S. 433 - 449.
- Monroe, K.B. Buyers' Subjective Perception of Price, JoMR, 10 (1973), S. 70 - 80.
- Montgomery, D.B. Stochastic Response Model with Application to Brand Choice, MS, 15 (1969), S. 323 - 337.
- derselbe Stochastic Consumer Models: Some Comparative Results, in: Applications of Management Science in Marketing, Hrsg. D.B. Montgomery, G.L. Urban, Englewood Cliffs, N.J., 1970, S. 99 - 113.
- derselbe Consumer Characteristics and Deal Purchasing, Working Paper, Marketing Science Institute, Cambridge, Mass., Juli 1970.
- Montgomery, D.B. Stochastic Models of Consumer Behavior, in: Consumer Behavior: Theoretical Sources, Hrsg. S. Ward, T.S. Robertson, Englewood Cliffs, N.J., 1973, S. 521 - 576.
- Ryans, A.B.
- Montgomery, D.B. Estimating Dynamic Effects of Market Communications Expenditures, MS, 18 (1972), S. B-485 - B-501.
- Silk, A.J.
- Morrison, D.G. Interpurchase Time and Brand Loyalty, JoMR, 3 (1966), S. 289 - 291.
- derselbe Testing Brand-Switching Models, JoMR, 3 (1966), S. 401 - 409.

- Morrison, D.G.
 Massy, W.F.
 Silverman, F.N. The Effect of Nonhomogeneous Populations on Markov Steady-State Probabilities, JASA, 66 (1971), S. 268 - 274.
- Naert, P.A.
 Bultez, A. Logically Consistent Market Share Models, JoMR, 10 (1973), S. 334 - 340.
- dieselben A Model of a Distribution Network Aggregate Performance, MS, 21 (1975), S. 1102 - 1112.
- Nakanishi, M. A Model of Market Reaction to New Products, Ph.D.Diss., University of California, Los Angeles 1968.
- derselbe Advertising and Promotion Effects of Consumer Response to New Products, JoMR, 10 (1973), S. 242 - 249.
- derselbe Measurement of Sales Promotion Effect at the Retail Level - A New Approach, in: Marketing Education and Real World. Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1972, Hrsg. B.W. Becker, H. Becker, American Marketing Association, Chicago 1973, S. 338 - 343.
- Nikosia, F.M. Brand Choice: Toward Behavioral - Behavioristic Models, Working Paper No. 271, University of California, Berkeley, Juni 1969.
- Ostlund, L.E. Evoked Set Size: Some Empirical Results, in: Increasing Marketing Productivity. Conceptual and Methodological Foundations of Marketing, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1973, Hrsg. T.V. Greer, American Marketing Association, Chicago 1974, S. 226 - 230.
- Patric, L.C.
 Haines, G.H., Jr. A Test of a First Order Markov Chain Theory of Consumer Behavior, University of Rochester, Reprint Series No. R-68, 1971.
- Parfitt, J.H. Panel Research, in Consumer Research Handbook, Hrsg. R.W. WORCESTER, London/New York 1972, S. 143 - 177.
- Parzen, E. Stochastic Processes, San Francisco/London/Amsterdam 1962.

- Perry, M. Computer Simulation of Brand Choice, Ph.D.Diss., Columbia University 1968.
- Pessemier, E.A. Forecasting Brand Performance Through Simulation Experiments, JoM, 28 (1964), S. 41 - 46.
- Powell, M.J.D. Recent Advances in Unconstrained Optimization, MP, 1 (1971), S. 26 - 57.
- Prassad, V.K.
Rao, T.R. A Model of Store-Brand Interaction, in: Marketing in Motion. Relevance in Marketing, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1971, Hrsg. F.C. Allvine, American Marketing Association, Chicago 1972, S. 538 - 542.
- Pullman, N.J.
Styan, G.P.H. The Convergence of Markov Chains with Nonstationary Transition Probabilities and Constant Causative Matrix, STA, 1 (1973), S. 279 - 285.
- Rao, C.R. Linear Statistical Inference and Its Applications, New York/London 1965.
- derselbe Efficient Estimates and Optimum Inference Procedures in Large Samples, JoRSS, 24 (1962), S. 46 - 72.
- Rao, T.R. Modelling Consumer's Purchase Behavior as a Stochastic Process, Ph.D.Diss., Michigan State University 1968.
- derselbe Consumer's Purchase Decision Process: Stochastic Models, JoMR, 6 (1969), S. 319 - 329.
- derselbe Are Some Consumers More Prone to Purchase Private Brands? JoMR, 6 (1969), S. 447 - 450.
- derselbe A Stochastic Model of Consumer Purchase Decision Process, Working Paper, Presented at the American Meetings of the Institute of Management Science, Los Angeles, Okt. 1970.
- derselbe Mathematical Models of Market Behavior: Past, Present, and Future, JoR, 37 (Fall 1971), S. 37 - 47.

- Rao, T.R. Computer Simulation of a Model of Market Behavior, in: Marketing in Motion. Relevance in Marketing, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1971, Hrsg. F.C. Allvine, American Marketing Association, Chicago 1972, S. 488 - 493.
- Rehorn, J. Möglichkeiten und Grenzen der Panelforschung, "Der Marktforscher", Heft 4 (1970), S. 3 - 10.
- derselbe Möglichkeiten und Grenzen der Panelforschung (II), "Der Marktforscher", Heft 5 (1970), S. 2 - 7.
- Restle, F.
Greeno, J.G. Introduction to Mathematical Psychology, Reading, Mass., 1970.
- Ring, L.J. Application of the Theory of Stochastic Preference to Brand Switching Behavior in the Automobile Market, Working Paper No. 468, Purdue University, Indiana, Juli 1974.
- Robertson, T.S.
Ward, S. Toward the Development of Consumer Behavior Theory, in: Dynamic Marketing in a Changing World. Marketing Education and the Real World, Combined Conference Proceedings, Spring and Fall 1972, Hrsg. B.W. Becker, H. Becker, American Marketing Association, Chicago 1973, S. 57 - 64.
- Rosenberg, S. Mathematical Models of Social Behavior, in: Handbook of Social Psychology, Hrsg. G. Lindzey, E. Aronson, Reading, Mass., 1968, S. 179 - 244.
- Ruhfus, R. Kaufentscheidungen von Familien. Ansätze zur Analyse des kollektiven Entscheidungsverhaltens im privaten Haushalt, Bd. 7 der Schriftenreihe "Unternehmensführung und Marketing" Hrsg. H. Meffert, Wiesbaden 1976.
- Sabel, H. Zur Analyse und Prognose von Partizipations- und Substitutionseffekten bei Produktdifferenzierung auf der Grundlage Markoffscher Ketten, ZfB, 37 (1967), S. 629 - 650.

- Sachs, L. Statistische Auswertungsmethoden, 3. Aufl., Berlin/Heidelberg/New York 1972.
- Schaich, E. Eine Nachfragetheorie ohne Nachfragefunktion, Diss., München 1967.
- derselbe Schätzfehler bei Markovketten, Statistische Hefte, 17 (1976), S. 105 - 129.
- Scherrer, A.P. Das Phänomen der Mund-zu-Mund-Werbung und seine Bedeutung für das Konsumtenverhalten, Diss., Freiburg 1975.
- Schultz, R. Prozeßmodelle komplexer Kaufentscheidungen des Konsumenten und ihr Aussagewert für das Marketing, Diss., Münster 1971.
- Schwarze, J. Mathematik für Wirtschaftswissenschaftler, 2. Bd.: Differential- und Integralrechnung, Herne/Berlin 1974.
- Shuchman, A. Are There Laws of Consumer Behavior? JoAR, 8 (1968), S. 19 - 27.
- Srinivasan, V.
Kesavan, R. An Alternative Interpretation of the Linear Learning Model of Brand Choice, JoCR, 3 (1976), S. 76 - 83.
- Stafford, J.E. Effects of Group Influences on Consumer Brand Preferences, JoMR, 3 (1966), S. 68 - 75.
- Steffenhagen, H. Theorie und Messung der Marktaggregation, Konstruktion und Validierung von Marktreaktionsmodellen, Habilitationsschrift, Münster 1976.
- derselbe Konflikt und Koordination in Distributionssystemen. Ansätze einer verhaltenswissenschaftlichen Gleichgewichtsanalyse, Diss., Münster 1972.
- Styan, G.P.H.
Smith, Jr. H. Markov Chains Applied to Marketing, JoMR, 3 (1964), S. 50 - 55.
- Telser, L.G. The Demand For Branded Goods as Estimated from Consumer Panel Data, RoEas, 44 (1962), S. 300 - 324.

- Telser, L.G. Advertising And Cigarettes, JoPE, 70 (1962), S. 471 - 499.
- derselbe Least-Square Estimates of Transition Probabilities, in: Measurement in Economics, Hrsg. D. Patinkin, Stanford University Press, 1963, S. 270 - 292.
- Theil, H. Linear Aggregation of Economic Relations, Amsterdam 1965.
- Theios, Y. A Three-State Markov Model for Learning, Institute for Mathematical Studies in the Social Science, Technical Report No. 40, Stanford University 1961.
- Topritzhofer, E. Einige elementare Überlegungen zur Struktur stochastischer Prozesse und ihre Eignung für die Darstellung des Kaufverhaltens, in: Die Unternehmung, Schweizerische Zeitschrift für Betriebswirtschaft, 25 (1971), S. 329 - 338.
- derselbe Über eine Möglichkeit der Prognose der mittleren Kaufwahrscheinlichkeit in stochastischen Kaufentscheidungsmodellen bei Unkenntnis der Gleichgewichtsverteilung, ZfbF, 24 (1972), S. 301 - 315.
- derselbe Aggregations- und Heterogenitätsprobleme in stochastischen Nachfragemodellen, ZfbF, 25 (1973), S. 320 - 339.
- derselbe Absatzwirtschaftliche Modelle des Kaufentscheidungsprozesses unter besonderer Berücksichtigung des Markenwahlaspektes, Bd. 3 der Veröffentlichungen der Kommission für Sozial- und Wirtschaftswissenschaften, Hrsg. W. Weber, Wien 1974.
- derselbe Modelle des Kaufverhaltens: Ein kritischer Überblick, in: Computergestützte Marketingplanung, Hrsg. H.R. Hansen, München 1974, S. 35 - 72.
- derselbe Der Aufbau von Kennzahlensystemen im Marketing, in: Erfolgskontrolle im Marketing, Schriften zum Marketing, Bd. 1, Hrsg. R. Böcker, E. Dichtl, Berlin 1975, S. 337 - 345.

- Wack, P. Eine Theorie des Einkaufsverhaltens, Heft 18 der Schriftenreihe "Vertriebswirtschaftliche Abhandlungen", Hrsg. O.R. Schnutenhaus und P. Hammann, Berlin 1975.
- Wagner, H.M. Principles of Operations Research, Englewood Cliffs, N.J., 1969.
- Weber, J.E. The Majority Effects and Brand Choice, JoMR, 9 (1972), S. 320 - 323.
- Hansen, R.E.
- Webster, F.E., Jr. The "Deal Prone" Consumer, JoMR, 2 (1965), S. 186 - 189.
- Wierenga, B. An Investigation of Brand Choice Processes, Rotterdam 1974.
- derselbe A Least Square Estimation Method for the Linear Learning Model, JoMR, 15 (1978), S. 145 - 153.
- Wilde, D.J. Optimum Seeking Methods, Englewood Cliffs, N.J., 1964.
- Witt, R.E. Purchase Decisions and Group Influence, JoMR, 7 (1970), S. 533 - 535.
- Bruce, G.D.
- dieselben Group Influence and Brand Choice Congruence, JoMR, 9 (1972), S. 440 - 443.
- Wiswede, G. Motivation und Verbraucherverhalten. Grundlagen der Motivforschung, München, 1973.
- Zurmühl, R. Matrizen, 4. Aufl., Berlin/Göttingen/Heidelberg 1964.
- Zufryden, F.S. Media Scheduling: A Stochastic Dynamic Model Approach, MS, 19 (1973), S. 1395 - 1406.
- derselbe Examining the Pattern of Response Behavior in a Media Model, MS, 22 (1975), S. 116 - 124.

LEBENS LAUF

Schawe, Wolfgang	Turmstraße 29, 4500 Osnabrück
geboren am:	13. Juli 1945
Geburtsort:	Osnabrück
Staatsangehörigkeit:	deutsch
Eltern:	Heinz Schawe und Martha Schawe, geb. Kempfer
Schulen:	1952 - 1956 Volksschule in Osnabrück 1956 - 1966 Gymnasium Carolinum in Osnabrück
Reifeprüfung:	14. September 1966
Wehrdienst:	Oktober 1966 - September 1968
Studium:	Oktober 1968 - April 1973 Betriebswirtschaftslehre an der Universität Münster
Diplomprüfung:	13. April 1973 Prüfung für Diplom-Kaufleute
Berufspraxis:	Juli 1973 - September 1973 Gruppenleiter der Marktforschungs- abteilung der Rollei-Werke in Braunschweig Oktober 1973 - Juni 1977 Tutor und Verwalter der Stelle eines wissenschaftlichen Assistenten am Institut für Ökonometrie und Wirtschaftsstatistik der Westfäli- schen Wilhelms-Universität in Münster seit dem 1. November 1977 Assistent der Geschäftsleitung der Nieders. Tapetenfabrik Borges & Co. in Osnabrück

